



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

**PRICING DINÁMICO PARA PRODUCTOS DE MODA EN TIENDAS POR  
DEPARTAMENTO USANDO INFORMACIÓN TRANSACCIONAL DE CLIENTES**

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

**BRENDA ELIZABETH LARA VALLEJOS**

**PROFESOR GUÍA:  
LUIS ABURTO LAFOURCADE**

**MIEMBROS DE LA COMISIÓN:  
ALEJANDRA PUENTE CHANDÍA  
RICARDO MONTOYA MOREIRA**

**SANTIAGO DE CHILE  
SEPTIEMBRE 2010**

RESUMEN DE LA MEMORIA  
PARA OPTAR AL TITULO DE  
INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL  
POR : BRENDA LARA VALLEJOS  
FECHA : 05/09/2010  
PROF. GUIA: SR. LUIS ABURTO L.

## **PRICING DINÁMICO PARA PRODUCTOS DE MODA EN TIENDAS POR DEPARTAMENTO USANDO INFORMACIÓN TRANSACCIONAL DE CLIENTES**

Hoy en día, la alta competencia y los bajos márgenes que presentan las tiendas por departamento, obligan a estas empresas a buscar estrategias que permitan mejorar sus ganancias. Una de las herramientas que apuntan en este sentido es la determinación de políticas de precios óptimos, particularmente aplicadas a productos perecibles, como el vestuario de temporada. El problema de negocio asociado a esta problemática es maximizar los ingresos acumulados durante la temporada mediante el ajuste dinámico de la intensidad de la demanda a través del precio.

El principal objetivo de este trabajo consiste en desarrollar un modelo de *Pricing* dinámico para productos de moda en tiendas por departamento usando información transaccional de clientes, y de manera complementaria realizar una caracterización de éstos en función de su disposición a pagar para generar ofertas focalizadas según los distintos perfiles, extrayendo un mayor excedente al consumidor de productos de temporada.

La metodología utilizada se basa en el proceso KDD, que se combina con un modelo de estimación de demanda multiplicativo, y programación dinámica para determinar las políticas de precios óptimos que maximicen los ingresos esperados. La metodología para realizar la segmentación está basada también en el proceso KDD y específicamente se realiza mediante conglomerados en 2 fases.

Los resultados obtenidos muestran que los modelos de estimación de demanda presentan un buen ajuste tanto a nivel local como a nivel global, con errores de estimación del 27% para la base *train* (70% de la muestra) y del 26% para la base *test* (30% restante). Los resultados de la programación dinámica sugieren que las políticas óptimas de precios varían entre \$6.990 y \$9.990 para un producto de precio inicial \$9.990 y con esto se produce un aumento del ingreso del 10% aproximadamente con respecto a los ingresos reales. En la segmentación de clientes se logró identificar 2 grandes grupos: uno con alta disposición a pagar, “clientes chic”, y otro cuyas compras se realizan en temporadas de liquidación o descuentos, “buscadores de ofertas”. Dentro de cada uno de estos segmentos se encontraron perfiles distintos en cuanto a frecuencia y consumo anual en monto, por lo cual se dividió en 2 subsegmentos cada uno de ellos.

Se concluye que tanto el modelo de estimación de demanda como el modelo de *pricing* dinámico presentan un buen desempeño, cumpliendo los objetivos de maximización del ingreso esperado, y de mejoras a la estimación de demanda utilizadas en estudios anteriores. Con respecto a los clientes de cada perfil se proponen acciones focalizadas que apunten a: aumento del ticket promedio para “clientes chic”, adelanto del consumo para clientes “buscadores de ofertas”, aumento de la frecuencia de compra, entre otros.

Como trabajo futuro se plantea abordar el problema mediante la utilización de modelos Bayesianos para resumir la información de ventas y precios históricos de manera eficiente, con el fin de optimizar los ingresos de un determinado stock de artículos en un horizonte finito.

## **AGRADECIMIENTOS**

**Quiero agradecer a todas las personas que de alguna u otra manera han aportado a la culminación de este sueño.**

**Mencionar especialmente a mis padres, Marta y Gonzalo, que han depositado en mí su confianza y esperanzas de una vida mejor, a mis hermanos Gonzalo y Diego que siempre están en mi mente y corazón.**

**A mi pequeña familia, que aunque no lo demuestre siempre están en mis pensamientos y bendiciones.**

**A mi pololo, amigo y confidente, Carlos, que ha sido más que una ayuda, un apoyo tanto en mis más amargos momentos como en los más felices. Gracias HPO!**

## INDICE

<b>1. INTRODUCCIÓN</b>	<b>8</b>
1.1. ANTECEDENTES GENERALES	8
1.2. DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO Y JUSTIFICACIÓN	10
1.3. OBJETIVOS	14
1.3.1. Objetivo General	14
1.3.2. Objetivos Específicos	14
1.4. ALCANCES	15
<b>2. MARCO CONCEPTUAL</b>	<b>15</b>
2.1. PROCESO KDD	15
2.2. MÉTODO DE SEGMENTACIÓN	18
2.2.1. Conglomerados en 2 fases	18
2.3. ESTIMACIÓN DE DEMANDA	19
2.3.1. Modelo de 3 Factores	20
2.3.2. Regresión lineal	21
2.3.3. Regresión no lineal	22
2.3.4. Medidas de evaluación de los modelos de estimación de demanda	23
2.4. <i>PRICING</i>	24
2.4.1. Elasticidad Precio de la demanda	25
2.5. PROGRAMACIÓN DINÁMICA	26
2.6. MODELOS DE <i>PRICING</i> DINÁMICO	27
2.6.1. Modelo de Optimización General	27
<b>3. METODOLOGÍA</b>	<b>28</b>
<b>4. DESARROLLO METODOLÓGICO</b>	<b>30</b>
4.1. SEGMENTACIÓN	30
4.1.1. Selección de Datos	31
4.1.2. Selección de Clientes	31
4.1.3. Selección de transacciones	32
4.1.4. Preprocesamiento de los datos	32

4.1.5.	Transformación.....	33
<b>4.2.</b>	<b>RESULTADOS SEGMENTACIÓN .....</b>	<b>37</b>
<b>4.3.</b>	<b>ESTIMACIÓN DE DEMANDA .....</b>	<b>44</b>
4.3.1.	Selección de Datos.....	44
4.3.2.	Selección de categorías .....	45
4.3.3.	Selección de productos.....	46
4.3.4.	Preprocesamiento de Datos .....	48
4.3.5.	Transformación de datos .....	49
4.3.6.	Definición del modelo multiplicativo de la demanda a utilizar .....	51
<b>4.4.</b>	<b>RESULTADOS ESTIMACIÓN DE DEMANDA .....</b>	<b>56</b>
4.4.1.	Modelos de Regresión Lineal.....	56
<b>4.5.</b>	<b>DETERMINACIÓN DE LA POLÍTICA ÓPTIMA DE PRECIOS .....</b>	<b>63</b>
4.5.1.	Restricciones e Input del modelo.....	64
<b>4.6.</b>	<b>RESULTADOS PROGRAMACIÓN DINÁMICA .....</b>	<b>68</b>
<b>5.</b>	<b>ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD.....</b>	<b>74</b>
<b>6.</b>	<b>EVALUACIÓN DE LOS MODELOS UTILIZADOS .....</b>	<b>79</b>
<b>7.</b>	<b>CONCLUSIONES.....</b>	<b>83</b>
7.1.	Sobre los objetivos.....	83
7.2.	Resultados de los modelo.....	84
7.3.	Aplicabilidad de los resultados obtenidos .....	86
7.4.	Trabajos futuros.....	87
<b>8.</b>	<b>BIBLIOGRAFÍA Y FUENTES DE INFORMACIÓN.....</b>	<b>88</b>
<b>9.</b>	<b>ANEXOS .....</b>	<b>90</b>

## INDICE DE FIGURAS

Figura 1: Distribución ventas por formato, año 2009.....	9
Figura 2: Participación de mercado en la industria retail, 2009 .....	9
Figura 3: Variaciones del precio lista.....	11
Figura 4: Reacciones a los cambios en la demanda.....	13
figura 5: Metodología KDD .....	16
Figura 6: Modelo multiplicativo de la demanda de Smith y Achaval [9] .....	21
Figura 7: Muestra de clientes, segmentación.....	32
Figura 8: Consumo de productos de temporada .....	41
Figura 9: Compras en avance de temporada.....	42
Figura 10: Compras de productos temporada otoño Invierno .....	43
Figura 11: Presencia en boletas versus ingresos anuales para productos de temporada .....	45
Figura 12: Ingresos y presencia en boleta de los departamentos de la categoría vestuario femenino .....	46
Figura 13: Precio y demanda a nivel semanal del sku 701685001 SWEATER 601-SWOP-I19..	48
Figura 14: Función estacionalidad del modelo multiplicativo .....	52
Figura 15: Efecto promoción para producto sweater.....	56
Figura 16: Estimación de demanda .....	62
Figura 17: Precios sugeridos y demanda Estimada I.....	69
Figura 18: Precios sugeridos y demanda estimada II, manteniendo el precio inicial por 3 semanas .....	70
Figura 19: Resultados programación dinámica con costos .....	72
Figura 20: Posibles niveles de agregación de datos .....	92

## INDICE DE TABLAS

Tabla 1: Ecuaciones elasticidad precio utilizadas en estudios anteriores.....	26
Tabla 2: Definición de temporadas.....	34
Tabla 3: Estadísticos descriptivos de las variables.....	36
Tabla 4: Centros y porcentaje de clientes por segmento .....	38
Tabla 5: Características de los segmentos .....	38
Tabla 6: Comparación entre <i>clusters</i> segmentación.....	44
Tabla 7: Ejemplo nivel de agregación de datos.....	47
Tabla 8: Ajuste de la función estacionalidad a las ventas reales .....	53
Tabla 9: Etapas dentro de la temporada.....	54
Tabla 10: Elasticidad por tramo.....	55
Tabla 11: Algunos resultados regresión lineal .....	57
Tabla 12: Modelos de estimación de demanda.....	58
Tabla 13: Semanas base test .....	59
Tabla 14: Parámetros modelos de estimación de demanda .....	59
Tabla 15: Tabla comparación entre modelos utilizados .....	60
Tabla 16: Demanda según precio y semana de venta.....	62
Tabla 17: Ejemplo Escenarios de precios.....	64
Tabla 18: Ejemplo número de etapas .....	65
Tabla 19: Inventario inicial.....	66
Tabla 20: Ejemplo demanda estimada según precios y semana de venta del producto .....	66
Tabla 21: Parámetros utilizados .....	68
Tabla 22: Parámetros programación dinámica sin costos .....	68
Tabla 23: Resultados programación .....	69
Tabla 24: Resultado programación dinámica con precios iniciales altos.....	71
Tabla 25: Parámetros programación dinámica considerando multas .....	71
Tabla 26: Resultados programación dinámica con costos.....	72
Tabla 27: Parámetros programación dinámica considerando multas .....	73
Tabla 28: Resultados programación dinámica por tramos .....	74

Tabla 29: Parámetros análisis de sensibilidad Inventario menor al utilizado.....	75
Tabla 30: Análisis de sensibilidad inventario inicial menor al utilizado.....	75
Tabla 31: Parámetros análisis de sensibilidad inventario menor al utilizado II.....	76
Tabla 32: Análisis de sensibilidad, inventario Inicial mayor al utilizado II.....	77
Tabla 33: Análisis de sensibilidad inventario mayor.....	78
Tabla 34: Indicadores de Ajuste del modelo de estimación de demanda.....	80
Tabla 35: Comparación escenario I y escenario IV.....	82
Tabla 36: Indicadores de los distintos escenarios.....	82
Tabla 37: Coeficientes de correlación .....	90
Tabla 38: Correlación variables segmentación.....	91
Tabla 39: Segmentación, 6 clusters .....	93
Tabla 40: Resultados modelos de regresión lineal con problemas de colinealidad para estimación de la demanda .....	93
Tabla 41: Modelo multiplicativo de la demanda .....	98
Tabla 42: Comparación entre modelos de estimación.....	105
Tabla 43: Resultados programación dinámica, precios Altos .....	106
Tabla 44: Resultados programación manteniendo el precio inicial durante 3 semanas .....	107
Tabla 45: Resultados programación dinámica con costos.....	108
Tabla 46: Opciones de precios por tramo.....	109
Tabla 47: Resultados Programación dinámica por tramos .....	110
Tabla 48: Demanda real versus demanda estimada.....	111
Tabla 49: Comparación de la estimación de demanda frente a distintos escenarios de precios..	112



# 1. INTRODUCCIÓN

## 1.1. ANTECEDENTES GENERALES

La industria Retail en Chile constituye el segundo sector más dinámico de la economía después de la minería,<sup>1</sup> y en la actualidad presenta una amplia variedad de formatos entre los que se encuentra supermercados, tiendas de conveniencia, de mejoramiento del hogar, multitiendas y tiendas por departamentos.

El gran crecimiento que ha experimentado esta industria desde sus inicios, ha generado un alto nivel de concentración y una alta competencia, lo que obliga a las empresas a buscar estrategias que permitan mejorar sus ganancias. En particular, los bajos márgenes que hoy en día generan las tiendas por departamento los obligan a estar constantemente incorporando herramientas de apoyo a las decisiones que maximicen las utilidades, y rentabilicen el negocio.

### Tiendas por Departamento

Las tiendas por departamento se caracterizan por operar con una amplia cobertura geográfica generando grandes volúmenes de venta, lo que les permite tener ventajas significativas en disminución de costos. Ofrecen amplias líneas de vestuario y productos para el hogar, además poseen grandes superficies de ventas, una alta presencia en centros comerciales y una extensa cartera de clientes.<sup>2</sup>

Dentro de la industria retail, las tiendas por departamento poseen un 17% de las ventas anuales según datos del año 2009.<sup>3</sup>

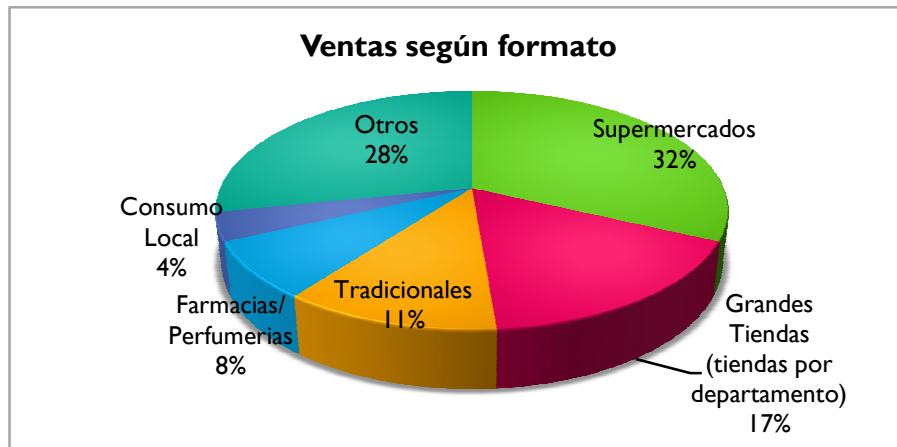
---

<sup>1</sup> Fuente: Ramos, M. 2007. Informe Retail, Consejo Asesor Presidencial: Trabajo y Equidad

<sup>2</sup> Fuente : [www.feller-rate.cl](http://www.feller-rate.cl)

<sup>3</sup> Fuente: ACNielsen, "Presentación del Mercado Chileno 2009"

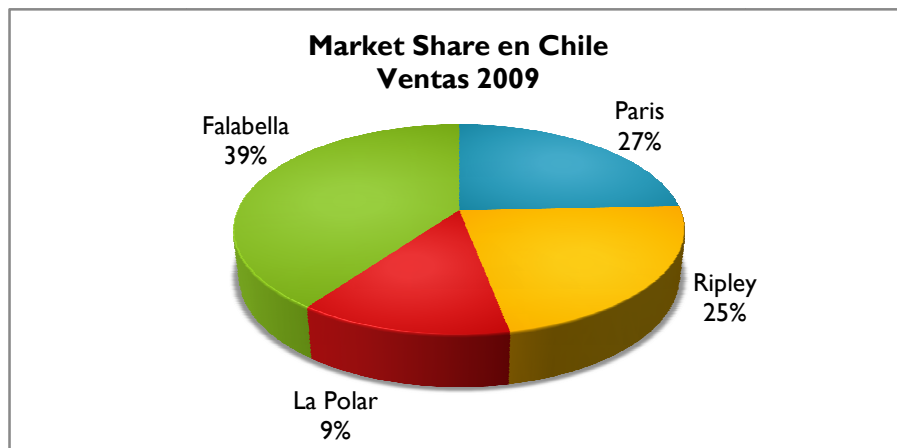
FIGURA 1: DISTRIBUCIÓN VENTAS POR FORMATO, AÑO 2009



Fuente: ACNielsen "Presentación del Mercado Chileno 2009"

Dentro de las tiendas por departamento actualmente existen cuatro grandes competidores: Ripley, Falabella, París y La Polar, los que poseen la siguiente participación de mercado:

FIGURA 2: PARTICIPACIÓN DE MERCADO EN LA INDUSTRIA RETAIL, 2009



Fuente: Presentación Ripley, 4th annual Larrain Vial Conference, Marzo 2010

Dada la alta concentración y competencia presente en este grupo de tiendas, se hace imprescindible la incorporación de herramientas de apoyo a la toma de decisiones que permitan

maximizar las utilidades. Lo anterior es posible dada la rápida evolución de las tecnologías de la información y la aplicación de éstas en la industria retail lo que facilita la obtención en tiempo real de valiosa información sobre la demanda, el nivel de inventario, la competencia relevante y las preferencias de los consumidores, permitiendo el desarrollo de aplicaciones que apoyen la gestión de los ingresos [3].

El precio o las estrategias de precios son una importante herramienta para incrementar los ingresos, ya que a través de cambios en éste es posible fomentar o desalentarla demanda extrayendo un mayor excedente del consumidor. Una de las herramientas que actualmente se están desarrollando para apoyar la toma de decisiones de precios son los modelos de *pricing* dinámico. En general, se puede definir como ajustar dinámicamente el precio de un producto, dado un inventario inicial fijo, para maximizar los ingresos sobre un horizonte de tiempo finito. Dentro de los productos que las tiendas por departamentos comercializan se encuentran los llamados perecibles: son aquellos que presentan obsolescencia tanto física como psicológica, están sujetos a algún tipo de moda, principalmente vestuario, y que pasado cierto periodo dejan de interesar a los consumidores. Estos productos, dadas sus características, son idóneos para la aplicación de modelos de programación dinámica.

## **1.2. DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO Y JUSTIFICACIÓN**

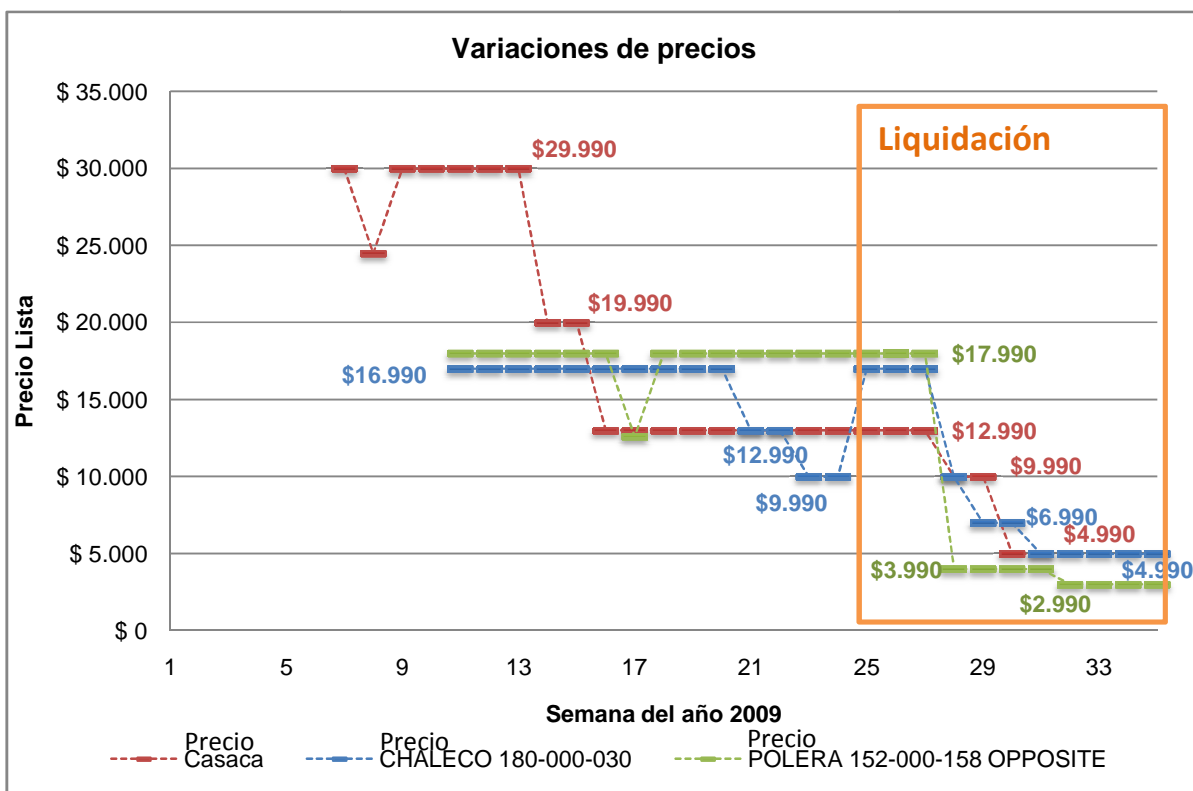
Los modelos de precios dinámicos hoy en día se han masificado gracias a los excelentes resultados que han exhibido en industrias como aerolíneas, hoteles, etc. en donde dada una capacidad fija y el carácter perecedero de los productos que ofrecen han conseguido extraer un alto excedente mediante la implementación de políticas de precios dinámicos y la segmentación de cliente según la disposición a pagar. [3]

En los últimos años, esta tendencia también se ha masificado en la industria del Retail, donde ha habido una creciente adopción de las políticas de fijación de precios dinámico, ya que la correcta determinación de precios puede ser un factor relevante a la hora de aumentar los ingresos percibidos por la compañía.

Algunos estudios<sup>4</sup> señalan que la fijación de precios entienda por departamento en Chile se basa principalmente en los precios de productos similares, en los precios que fija la competencia relevante y las tendencias del mercado. Por lo cual, las variaciones de precios no sólo dependen de la demanda observada; también de las acciones de la competencia y planes de marketing establecidos con antelación, entre otros aspectos.

Un breve análisis sobre variaciones de precios a lo largo de la temporada muestra que una familia de productos presenta al menos 5 cambios durante el periodo de venta. Estos se llevan a cabo principalmente en la cercanía de fechas comerciales importantes y en las denominadas etapas de liquidación, y no existen consideraciones de inventario. El siguiente gráfico presenta algunos ejemplos de las variaciones de precio que se realizan para distintos productos durante la temporada otoño-invierno 2009.

FIGURA 3: VARIACIONES DEL PRECIO LISTA



Fuente: Elaboración Propia

<sup>4</sup> Informe de Procedimientos Convenidos, Ripley Chile S.A y Filiales, Superintendencia de Valores y Seguros [http://www.svs.cl/sitio/mercados/efifr\\_ver\\_archivo.php?archivo=EFIFR200809\\_20080930\\_103155\\_99530250.pdf](http://www.svs.cl/sitio/mercados/efifr_ver_archivo.php?archivo=EFIFR200809_20080930_103155_99530250.pdf)

El problema detectado en la actual manera de fijar los precios es que no se considera relevante el nivel de inventario restante, lo que se traduce en pérdida de la rentabilidad del stock, ya sea por quiebres o por exceso de inventario restante al final de la temporada. Una correcta fijación de precios, debe por tanto, reaccionar a cambios inesperados de la demanda ajustando los precios en función de cumplir los objetivos planteados para el producto. El problema de negocio, en consecuencia, es maximizar en el largo plazo los ingresos acumulados mediante el ajuste dinámico de la intensidad de la demanda a través del precio.

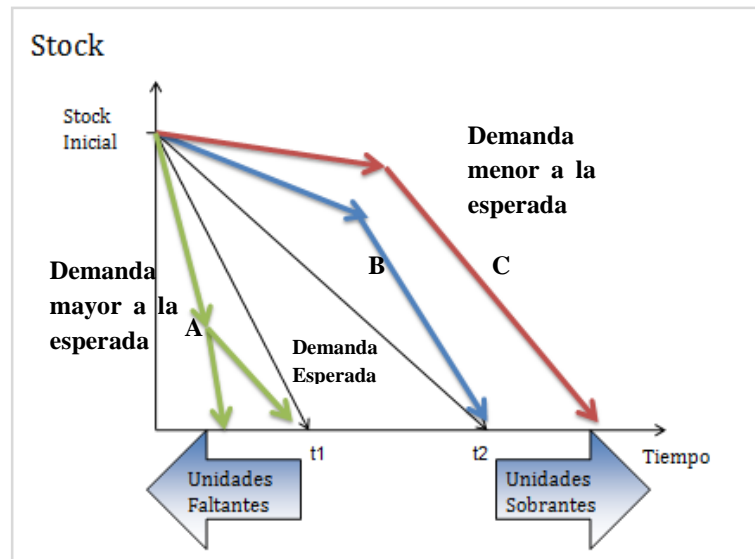
La falta de herramientas matemáticas que proporcionen apoyo a la toma de decisiones sobre fijación de precios se traduce en una menor obtención del excedente del consumidor, generando ventas a un precio muy por debajo de la disposición a pagar de un cliente particular. Este tipo de ineficiencia puede generar grandes pérdidas para la industria en cuanto al ingreso y margen obtenido por cada uno de los productos vendidos [4]. Para enfrentar la alta competencia existente la determinación de una política óptima de precios podría generar mejoras en la rentabilidad obtenida.

El proyecto por consiguiente consiste en generar un modelo de *pricing* dinámico validado para una familia de productos, que permita determinar el precio correcto en función del inventario. Además se complementará este estudio con una segmentación de clientes en base a la disposición a pagar de éstos que permita generar ofertas focalizadas durante el transcurso de la temporada a los distintos segmentos en función de los precios sugeridos por el modelo propuesto.

La generación de un modelo de precios permitirán aumentar los ingresos de la empresa y a su vez obtener un mayor margen de contribución por productos evitando así quiebres de stock que generen disconformidad entre los consumidores. Esta herramienta de apoyo a las decisiones podría por tanto generar una ventaja competitiva importante para la empresa en cuestión ya que se ha estimado que entre los beneficios a obtener se encuentran: mayores ingresos y/o márgenes de familias de productos, menores costos por inventario remanente al término de la temporada, menor número de quiebres de stock (lo que afecta la imagen de la empresa), entre otros.

El modelo finalmente se traduce en una herramienta computacional que debe ser capaz de entregar una política de precios que maximice los ingresos obtenidos considerando distintos costos de inventario. Además, debe ser de utilidad para su uso durante el transcurso de la temporada, en donde a partir de la demanda realizada se generen ajustes de precios minimizando la existencia de inventario restante al final de la temporada.

Figura 4: Reacciones a los cambios en la demanda



Fuente: Elaboración Propia

El gráfico anterior muestra como a partir de un stock inicial dado, la demanda real a lo largo de la temporada puede ser mayor a la esperada (A), menor (B y C) o estar dentro de lo esperado. Frente al caso A, el modelo podría mantener o aumentar los precios de un producto en función de los objetivos de éste. En los casos B y C, el modelo debería ajustar sus políticas de precios en función del inventario y tiempo restante para el fin de la temporada, sugiriendo disminución de precios. Sólo en algunos casos, si las decisiones se toman en forma oportuna, se obtendrán resultados ideales como en (B).

Lo anterior sugiere que los ajustes de precios a lo largo de la temporada serán reactivos a cambios en la demanda esperada lo que permitirá establecer si una variación con respecto a lo esperado constituye una alarma que requiera cambios drásticos en los precios, o si sólo se trata de una desviación pasajera que no requiere de mayores acciones.

La segmentación de clientes complementará el modelo de *pricing* dinámico, ya que aumentará el actual conocimiento que existe de los clientes al agruparlos según las distintas disposiciones a pagar que manifiestan a través de su comportamiento transaccional. La empresa, mediante la utilización de ambas herramientas, podrá generar ofertas focalizadas en función de la disposición a pagar de los distintos clientes, lo que hará aún más personalizada la atención que hoy en día se entrega a éstos, identificando además el momento justo en el cual ofrecer productos de temporada de su interés.

La segmentación de clientes se realizará utilizando información transaccional que permita perfilar y caracterizar los *clusters* en función de la disposición a pagar por los denominados “productos de moda”.

Con respecto a los modelos de determinación de precios óptimos, inicialmente se trabajará con algunos modelos que ya ha sido probado en estudios anteriores y sobre los que se generarán propuestas de mejora para la estimación de la demanda puntual. Además se abordará el tema desde otra perspectiva utilizando el modelo de estimación de demanda propuesto por Smith y Achabal [13] para lo cual se desarrollará una metodología acorde, y que sentará las bases para el modelo de optimización de precios. Finalmente se realizará un análisis de sensibilidad y se concluirá sobre los resultados obtenidos, y sobre el uso complementario de ambas herramientas.

### **1.3. OBJETIVOS**

#### 1.3.1. Objetivo General

Desarrollar un modelo de *Pricing* dinámico para productos de moda en tiendas por departamento utilizando información transaccional y de clientes que permita determinar qué descuento ofrecer, en qué momento y a quienes.

#### 1.3.2. Objetivos Específicos

- Generar un modelo de *pricing* dinámico válido para una familia de productos de similares características en base a información histórica.
- Segmentar y caracterizar a los clientes en función de su comportamiento de compra.
- Diseñar y construir una herramienta computacional que permita ajustar los precios de manera semanal en respuesta a cambios en la demanda
- Determinar la validez y aplicabilidad del modelo de estimación de demanda así como del modelo de *pricing* dinámico.

#### **1.4. ALCANCES**

- Se generará un modelo válido para una familia de productos de moda.
- No se incorporarán efectos de elasticidad precio cruzado, ni efectos de sustitución.
- Por motivos de confidencialidad no se presentarán cifras ni datos reales de la empresa.

## **2. MARCO CONCEPTUAL**

En esta sección se presenta el marco conceptual del trabajo a realizar. Entre los principales aspectos destacan el proceso KDD, que estandariza la obtención y procesamiento de la información, algunos modelos de estimación de demanda y de fijación de precios y métodos de segmentación.

### **2.1. PROCESO KDD**

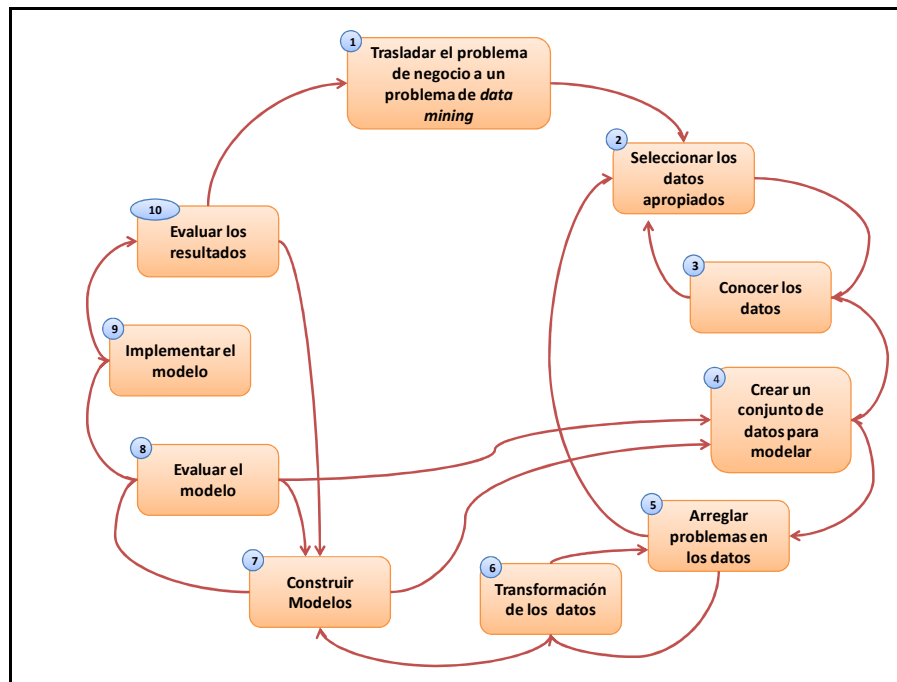
La metodología KDD (*Knowledge Discovery in Databases*) o también conocido como el proceso KDD es descrito como el “Descubrimiento o Creación de Conocimiento en las Bases de Datos” y busca encontrar o identificar ciertos patrones o comportamientos dentro de las bases de datos que no son deducibles a simple vista y que pueden ser de utilidad.

Dentro de la metodología KDD una de las etapas más importantes corresponde a la de *data mining*. La idea central en esta fase es extraer información de los datos del pasado que será útil en el futuro, ya que el comportamiento histórico de los clientes da cuenta de las necesidades y preferencias de éstos. Minería de datos, por lo tanto se puede definir como la exploración y análisis de grandes cantidades de datos para descubrir patrones significativos y reglas, lo que permitirá a las empresas generar acciones para mejorar su marketing, ventas y la relación con sus clientes.

Gráficamente el proceso KDD se puede modelar de la siguiente manera:



FIGURA 5: METODOLOGÍA KDD



Fuente: “Data Mining Techniques: for marketing, sales and customer relationship management”

Tal como se observa gráficamente, los pasos sugeridos no ocurren de manera lineal sino más bien se trata de un proceso iterativo de construcción y evaluación de los modelos creados, lo que asegura mejores resultados. Según M.J.Berry [2], la metodología de *data mining* está compuesta por 10 pasos iterativos que se describen brevemente a continuación:

1. Trasladar el problema de negocio a un problema de *data mining*: Esta etapa consiste en traducir el problema de negocio que se desea resolver a un problema de *data mining* que a través de los resultados servirá de herramienta de apoyo a las decisiones que buscan resolver la problemática presente.
2. Seleccionar los datos apropiados: En esta etapa se deben recolectar los datos de las distintas fuentes de información y escoger lo que serán utilizados en el análisis, descartando la información que no se considera relevante para el problema.
3. Conocer los datos: Una vez seleccionados los datos a utilizar, se debe realizar una inspección de los datos obtenidos de manera de familiarizarse con ellos y poder descubrir problemas de calidad de éstos. Estudiar los histogramas de cada variable en el conjunto de datos y analizar los rangos de las variables permitirán identificar inconsistencias en los datos, que deberán ser resueltas a través del tratamiento de estos errores.

4. Crear un conjunto de datos para modelar: El conjunto modelo contiene todos los datos que se utiliza en el proceso de modelado.
5. Arreglar problemas en los datos: En esta etapa se limpia el conjunto de datos a utilizar. Se procede a tratar los valores fuera de rango (*outliers*), los faltantes, inconsistencias de los datos provenientes de distintas fuentes, variables categóricas con muchos valores, etc. La forma de tratar dichos casos depende del criterio del investigador y se pueden usar medias, tendencias, borrar registros o borrar variables, entre otros.
6. Transformación de los datos: En esta etapa se generan variables que pueden ser relevantes para el estudio que permitan extraer información oculta, así también se recodifican variables numéricas como categóricas para poder tener más opciones de encontrar patrones dentro de las bases.
7. Construir modelos: Corresponde a la etapa central del proceso KDD, en donde se realiza el procesamiento de la información para buscar/encontrar los patrones deseados. Aquí es donde se determinan los modelos y parámetros que se adecuan de mejor manera a la problemática planteada
8. Evaluar modelos: En esta etapa se interpretan los patrones encontrados y además se hace la evaluación de los modelos obtenidos. Para esto es necesario utilizar algunos indicadores o medidas que permitan comparar entre los distintos modelos para poder escoger el que más se adecuía a los resultados deseados.
9. Implementar el o los modelos: Consiste en pasar de un modelo de minería de datos a modelo programable o replicable para el cliente, en función de los entregables planteados de manera inicial. En esta etapa se adaptan los modelos obtenidos a los *input*, y *output* solicitados por el cliente.
10. Evaluar los resultados: Se evalúan los resultados obtenidos de las campañas realizadas que se basan en los obtenidos de los modelos, es decir, se analiza el beneficio monetario que conlleva la realización e implementación de una herramienta de apoyo a la toma de decisiones.
11. Empezar de nuevo

Los pasos presentados son aplicables a un sin número de problemas, por lo cual en la siguiente sección se muestra la adaptación de esta metodología al presente trabajo.

## 2.2. MÉTODO DE SEGMENTACIÓN

Para llevar a cabo la segmentación de clientes en base a la disposición a pagar de cada uno, se utilizará un método de conglomeración contenido en el software SPSS, cuya principal característica es la determinación del número de *clusters* óptimos a través de la utilización de criterios estadísticos. Este método llamado conglomerado en dos fases, es útil cuando no se conoce a priori el número de segmentos a obtener.

### 2.2.1. Conglomerados en 2 fases

El procedimiento Análisis de Conglomerados en dos fases (SPSS) es una herramienta de exploración diseñada para descubrir las agrupaciones naturales (o conglomerados) de un conjunto de datos que, de otra manera, no sería posible detectar. Este método permite clasificar y agrupar gran cantidad de datos a diferencia de otros procedimientos, además admite trabajar conjuntamente con variables de tipo mixto (cualitativas y cuantitativas). Puede utilizarse tanto cuando el número de *clusters* es conocido a priori y también cuando no se conoce.

Está basado en un algoritmo que produce resultados óptimos si todas las variables son independientes, las continuas normalmente distribuidas y las categóricas multinomiales, sin embargo funciona razonablemente bien en ausencia de estos supuestos. Otra consideración para obtener buenos resultados, es que la solución final depende del orden de entrada de los datos por lo tanto, para minimizar el efecto hay que ordenar los datos de forma aleatoria.

Cuando no se conoce a priori el número óptimo de *clusters* este algoritmo selecciona este número basado en alguno de los dos criterios: BIC (criterio Bayesiano) o AIC (criterio de información de Akaike). Mediante la comparación de los valores del criterio escogido para diferentes soluciones de conglomeración, el procedimiento puede determinar automáticamente el número óptimo de agrupaciones.

El criterio de la información de Akaike, o AIC, es seleccionar el mejor modelo de un grupo de modelos candidatos como aquel que minimiza

$$AIC = \ln \hat{\sigma}^2 + \frac{2}{n} \cdot r$$

Donde:

ln : Logaritmo natural

$\hat{\sigma}^2$ : Suma de cuadrado de los residuales dividida entre el número de las observaciones.

n : Número de las observaciones (residuales)

r: Número total de los parámetros (más el termino constante) en el modelo ARIMA

El modelo bayesiano de información que desarrollo Schwarz o BIC, selecciona el modelo que minimiza

$$\text{BIC} = \ln \hat{\sigma}^2 + \frac{\ln n}{n} \cdot r$$

El segundo término en AIC, y en BIC es un “factor de castigo” por incluir parámetros adicionales en el modelo.

Además el algoritmo de conglomeración trabaja con variables continuas normalizadas, por lo cual realiza este procedimiento automáticamente para las variables declaradas no normalizadas. Dentro de las medidas de distancia que utiliza el método para calcula la similitud entre dos conglomerados se encuentran Log-verosimilitud y Euclídeana, distancia según una “línea recta” entre dos conglomerados, esta última sólo se puede utilizar cuando todas las variables son continuas.<sup>5</sup>

### 2.3. ESTIMACIÓN DE DEMANDA

El pronóstico de la demanda busca obtener una estimación del nivel de ventas en un periodo determinado. La previsión de la demanda puede realizarse con una amplia variedad de técnicas pero el pronóstico difícilmente será eficaz si no se basa en los principales factores que influyen en el comportamiento de la demanda. A continuación se presenta un modelo de estimación de demanda para productos de temporada que considera tres factores claves: el tiempo, precio y las promociones.

---

<sup>5</sup>Fuente: Manual de Uso SPSS Base 14.0

### 2.3.1. Modelo de 3 Factores

En el paper publicado por Smith y Achabal, “*Clearance Pricing and Inventory Policies for Retail Chains*” se plantea un modelo de estimación de demanda de 3 factores que considera el precio del producto, el tiempo dentro de la temporada, y el inventario en tienda.

Se plantea además que la fijación de precios para productos estacionales o de temporada, difiere de otros tipos de decisiones de precios en el Retail en los siguientes puntos:

1. Los descuentos son permanentes, es decir, no se permite aumentos de precio.
2. La demanda tiende a decrecer hacia el final del periodo debido al incompleto surtido y la reducción de productos.
3. El periodo de liquidación es tan corto que hay poco tiempo para corregir errores reaccionando a las ventas observadas.

Motivados por esos factores, el modelo propuesto asume lo siguiente:

- Las ventas dependen explícitamente del precio, de las elasticidades (variación estacional), y del nivel de inventario en tienda.
- Las ventas decrecen al existir menor inventario, pero no aumenta al haber altos niveles de inventario
- Competencia, demanda incierta, y tiempo de descuento no son explícitamente incluidos en el modelo.

Todo lo anterior resulta en una formulación de *pricing* determinístico que permite realizar revisiones de precios una o dos veces durante el periodo.

Se define la demanda de manera simplificada como:

$$\text{Demanda} = \text{Estacionalidad} \times \text{Efecto promoción} \times \text{Elasticidad Precio} \times \text{Elasticidad Inventario}$$

La elasticidad inventario en este modelo se plantea como un efecto negativo sobre la demanda, la cual comienza a disminuir a partir de cierto nivel de inventario restante, debido a la falta de surtido y variedad en las tiendas. Dado que no se cuenta con información relativa al inventario en tienda, se trabajará sólo con 3 de los efectos planteados. El efecto promoción ha sido incorporado por diversos investigadores <sup>6</sup> como una forma de dar cuenta del impacto que genera en la demanda este tipo de acciones de marketing. [14]

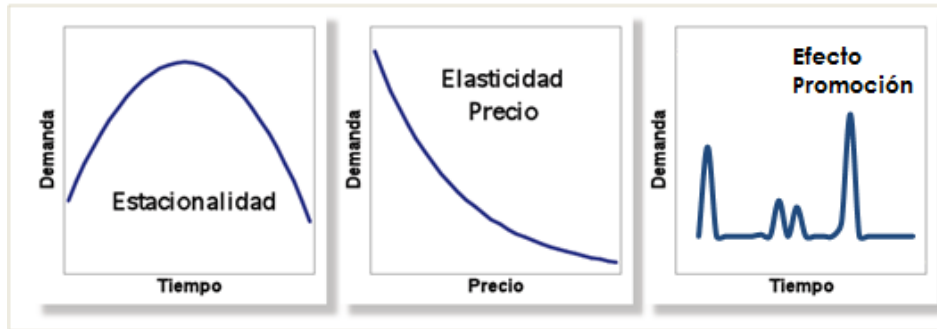
---

<sup>6</sup>René Caldentey, NYU & U. DE CHILE, Ingeniería para el Retail: Creando valor desde los datos, Seminario Organizado por el Centro de Retail, (CERET), Santiago, Noviembre 11, 2009.

El modelo que se utilizará será el siguiente:

$$\text{Demanda} = \text{Estacionalidad} \times \text{Elasticidad Precio} \times \text{Efecto Promoción}$$

FIGURA 6: MODELO MULTIPLICATIVO DE LA DEMANDA DE SMITH Y ACHAVAL [9]



Fuente: Presentación René Caldentey, Seminario: Ingeniería para el Retail, CERET, Nov. 2009

La función estacionalidad da cuenta de la obsolescencia que afecta a los productos de moda a partir de un cierto tiempo. La función de la elasticidad precio refleja como el precio influye en la demanda. El efecto promoción se basa en las promociones publicitadas en tiendas y a través de medios de comunicación contenidas en el plan de marketing de la tienda en análisis.

### 2.3.2. Regresión lineal

Las regresiones lineales constituyen una forma simple y efectiva para estimar demanda en base a datos transaccionales. Para esto se plantea un modelo de la forma:

#### ECUACIÓN 1: REGRESIÓN LINEAL MULTIPLE

$$d_i = \alpha_i + \sum_{k=1}^K \beta_{ki} \cdot x_{ki} + \varepsilon$$

Donde:

$d_i$  : Demanda del producto  $i$

$\alpha_i$  : Constante del modelo

$\beta_{ki}$  : Coeficiente  $k$  de las variables de entrada del producto  $i$

$x_{ki}$  : Variables de entrada  $k$  del producto  $i$

$\varepsilon$ : error asociado ( $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$ )

Dentro de las variables de entrada relevantes del modelo se pueden encontrar:

- Precio lista.
- Porcentaje de variación del precio o porcentaje de descuento con respecto al precio inicial.
- Período del horizonte de planeación.
- *Dummies* explicativas para variables: fechas especiales, liquidaciones, avances de temporada, entre otras.

### 2.3.3. Regresión no lineal

La regresión lineal no siempre da buenos resultados, porque a veces la relación entre las variables dependientes e independientes no es lineal sino que exhibe algún grado de curvatura. La estimación directa de los parámetros de funciones no-lineales es un proceso no trivial. No obstante, a veces se pueden aplicar las técnicas de regresión lineal por medio de transformaciones de las variables originales. Una función no-lineal que tiene muchas aplicaciones es la función exponencial:

$$Y = A \cdot X^b$$

Donde  $A$  y  $b$  son constantes desconocidas. Si se aplica logaritmos, esta función también puede ser expresada como:

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

En esta regresión denominada *doble-log* en vez de calcular la regresión de  $Y$  en función de  $X$ , calcula la regresión del logaritmo de  $Y$  contra el logaritmo de  $X$ . Este modelo es particularmente interesante en aplicaciones econométricas, porque el exponente  $b$  en una función exponencial mide la elasticidad de  $Y$  con respecto a  $X$ . [9]

Los modelos semilog constituyen variantes del modelo anterior, que permiten representar otras regresiones no lineales:

Modelo log-lineal:

$$\ln y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + \varepsilon_i$$

Modelo lineal-log:

$$y_i = \beta_1 + \beta_2 \ln X_{2i} + \dots + \beta_k \ln X_{ki} + \varepsilon_i$$

Estos modelos se emplearan en combinación con el modelo de estimación de demanda lo que permitirá linealizar una función multiplicativa, facilitando la posterior estimación de parámetros.

#### 2.3.4. Medidas de evaluación de los modelos de estimación de demanda

Para comparar los distintos modelos de estimación de demanda, se utilizarán una serie de medidas que dan cuenta del nivel de ajuste de cada uno, lo que permitirá escoger el mejor modelo en función de estos, y otros criterios (juicio experto, complejidad de los modelos, entre otros).

**Desviación Absoluta Media (MAD):** Su valor se calcula sumando los valores absolutos de los errores individuales del pronóstico y dividiendo por el número de periodos de datos (N):

$$MAD = \sum_{t=1}^N \left| \frac{\text{real} - \text{pronóstico}}{n} \right|$$

**MAPE (*mean absolute porcentaje error*):** es una medida de precisión de los valores pronosticados, la cual corresponde al promedio de las diferencia absolutas entre los valores pronosticados y los reales expresado como porcentaje de los valores reales. Corresponde simplemente a la media de los errores porcentuales absolutos.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^N \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right|$$

Donde

$A_t$ : Corresponde al valor real

$F_t$ : Corresponde al valor pronosticado

El valor MAPE igual a 0 indica un ajuste perfecto de los puntos pronosticados a los puntos reales.



Uno de los problemas que presenta este indicador es que en presencia de valores reales igual a 0, se indefine, por lo cual se puede utilizar la siguiente razón:

$$\frac{\text{MAD}}{\text{PROMEDIO}} = \frac{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |\text{Valor real}_t - \text{valor pronóstico}_t|}{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \text{Valor real}_t}$$

Este indicador, **MAPE ponderado** o **WMAPE** es una generalización del MAPE, que corrige este problema, ya que evita los errores cuando el valor real es igual a 0 y permite comparar dos series de distintas magnitudes. Además, para demandas cercanas a cero, o pequeñas, el MAD/promedio es una alternativa más segura, ya que es menos sensible a errores de indefinición en torno a cero.

#### 2.4. *PRICING*

Las políticas de precios son hoy en día un componente fundamental de las operaciones diarias de las compañías manufactureras y de servicios. Probablemente la razón radica en que el precio es una de las variables más efectivas que los *Product Manager* pueden manipular para fomentar o desalentar la demanda en el corto plazo, permitiendo maximizar los ingresos obtenidos en el horizonte de ventas, y regular el inventario y las presiones sobre la producción cuando es posible reordenar productos.

*Pricing*, o políticas de precios, se puede definir como el proceso de determinación de los precios de venta de los productos o servicios que comercializa una empresa hacia sus clientes y potenciales consumidores [16], sobre la base de distintos factores que deben ser considerados al momento de definir dichos precios, tales como: estacionalidad de los productos, promociones de la competencia, cantidad de producto en inventario, etc.

Existen diferentes ramas de *Pricing*, siendo una de ellas el *Pricing Dinámico*, en donde para cada intervalo de tiempo determinado se evalúa las distintas variables que componen el modelo que fija el precio y se establece un valor del producto para ese momento, lo que tiene la ventaja de poder adaptar el precio del producto a las circunstancias que existen en un periodo dado.

Las políticas dinámicas de precios son particularmente útiles en industrias con un alto costo de puesta en marcha, imposibilidad de reordenar en caso de subestimación de demanda, capacidad perecible, corto horizonte de ventas, y demanda estocástica sensible a los precios.[7]

#### 2.4.1. Elasticidad Precio de la demanda

Los precios están estrechamente relacionados a la demanda esperada, a las acciones que emprende la competencia y a las expectativas del cliente. Todos estos aspectos se reúnen en el concepto de la elasticidad precio de la demanda, que es probablemente la consideración más importante para establecer precios efectivos.

La elasticidad precio de la demanda corresponde a la relación entre el cambio porcentual en la cantidad vendida con respecto al cambio porcentual en el precio.

Así la elasticidad precio, en términos estrictamente matemáticos, si es un número negativo, indica que la cantidad disminuye al aumentar el precio. Cuanto mayor es la elasticidad precio de la demanda (en módulo), mayor será la respuesta de la cantidad demandada a cambios en el precio.<sup>7</sup>

#### ECUACIÓN 2: FÓRMULA ELASTICIDAD PRECIO

$$\text{Elasticidad precio de la demanda: } -\frac{\left(\frac{\Delta Qd}{Qd}\right)}{\left(\frac{\Delta P}{P}\right)} = -\frac{\Delta Qd}{\Delta P} \cdot \frac{P}{Qd}$$

En particular, en el caso de los productos de moda o temporada, la elasticidad precio depende del momento dentro de la temporada en que se realizan las variaciones de precio y del tipo de producto o familia de productos (marca, diseño, colores, tallas).

Las variaciones de precios son poco elásticas al comienzo de la temporada y muy elásticas durante los periodos de liquidación. Durante la posttemporada, dado el bajo surtido y variedad existente la demanda se vuelve inelástica. Con respecto a los productos y particularmente a las marcas, un descuento en una marca conocida y apreciada por la gente, generará un aumento de venta mayor que en un producto de marca propia, aunque suelen ser estas últimas las que presentan normalmente alta variación de precios.

---

<sup>7</sup>Dirección de Marketing, Ana Belén Casado Diaz, Ricardo Sellers Rubio, Editorial Club Universitario, 1º Edición ,2006.

Algunos modelos comúnmente utilizados para definir la elasticidad precio en la industria retail son los siguientes:

**TABLA 1: ECUACIONES ELASTICIDAD PRECIO UTILIZADAS EN ESTUDIOS ANTERIORES**

<b>Ecuación</b>	<b>Formulación</b>
<b>Ecuación I</b>	$f(\text{elasticidadprecio}) = \exp^{\alpha \cdot (1 - \frac{\text{precioinicial}}{\text{preciodeperiodo}'})}$
<b>Ecuación II</b>	$f(\text{elasticidadprecio}) = \left( \frac{\text{precioInicial}}{\text{preciodelperiodo}} \right)^\alpha$
<b>Ecuación III</b>	$f(\text{elasticidadprecio}) = \exp(-\alpha \cdot p)$
<b>Ecuación IV (elasticidad constante)</b>	$f(\text{elasticidadprecio}) = p^\alpha$
<b>Ecuación V</b>	$f(\text{elasticidadprecio}) = \frac{\text{precioinicial}}{\text{Precio}_t}$

*Fuente: Elaboración Propia*

Donde  $\alpha$  corresponde a una medida de la elasticidad de la demanda por unidad de precio.

## 2.5. PROGRAMACIÓN DINÁMICA

Muchos problemas de gestión no corresponden simplemente a determinar la acción a seguir en un instante aislado, sino que se debe tomar una secuencia de decisiones a través del tiempo las cuales interactúan entre sí. La programación dinámica es una útil técnica matemática para tomar una secuencia de decisiones interrelacionadas. Provee un procedimiento sistemático para determinar la combinación de decisiones que maximicen los ingresos en función del horizonte de tiempo restante.

La programación dinámica se utiliza básicamente para resolver problemas en dos ámbitos generales de acción:

- Existen problemas que pueden ser resueltos de forma recursiva, pero que por un exceso de tiempo computacional necesario para resolverlos esta técnica se hace impracticable, es ahí donde la Programación Dinámica resuelve estos problemas de una manera más eficiente.
- Existen problemas que para ser resueltos pueden dividirse en sub-problemas menores que se resuelven de manera más rápida y con esto se obtiene la solución del problema mayor. El inconveniente ocurre cuando estos sub-problemas no son independientes unos de otros y por tanto una solución recursiva resulta poco eficiente por la repetición de cálculos. La Programación Dinámica puede ayudar a resolverlos de una manera más eficaz, ya que esta técnica consiste en resolver los sub-problemas una sola vez, guardando las soluciones en una tabla para su futura utilización.

La Programación Dinámica no sólo es más eficiente computacionalmente, además presenta un método capaz de resolver de manera efectiva problemas que otras técnicas no han podido resolver.

Para que un problema pueda ser resuelto mediante esta técnica, que debe cumplir con dos condiciones:

- La solución debe ser alcanzada a través de una secuencia de decisiones, una en cada etapa.
- Esa secuencia de decisiones debe cumplir con el principio de óptimo.

El algoritmo que rige la programación dinámica puede ser resumido en los siguientes pasos:

1. Plantear la solución como una sucesión de decisiones y verificar que ésta cumple el principio de óptimo.
2. Definición recursiva de la solución.
3. Calcular el valor de la solución óptima mediante una tabla donde se almacenan las soluciones a problemas parciales para volver a utilizar los cálculos.
4. Construir la solución óptima utilizando la información contenida en la tabla anterior.

## **2.6. MODELOS DE *PRICING* DINÁMICO**

### **2.6.1. Modelo de Optimización General**

Se presenta un modelo de optimización general que permite maximizar los ingresos percibidos a lo largo de la temporada de venta:

**ECUACIÓN 3: ECUACIÓN DE MAXIMIZACIÓN**

$$I_{total} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^T p_{ij} \cdot \min(c_{ij}, d_{ij})$$

Donde:

$I_{total}$  : Ingreso total en el horizonte de planeación

$p_{ij}$  : precio del producto  $i$  en el periodo  $j$ .

$c_{ij}$  : inventario del producto  $i$  en el periodo  $j$ ,  $C_{ij} \geq 0, \forall j$

$T$  : Número de periodos en el horizonte de planeación

$d_{ij}(p_j, x, y, z, \dots)$ : Demanda en el periodo  $j$ , que depende del precio y otras variables.

La ecuación definida maximiza el ingreso en función de las unidades vendidas, ya que se cuenta con un inventario limitado en cada periodo, que puede ser inferior a la demanda.

Uno de los *input* más importantes del modelo de optimización es la estimación de demanda, ya que se ha comprobado empíricamente que una mala proyección de ésta afecta de manera significativa la calidad de los resultados obtenidos mediante el modelo de programación dinámica.[13]

### 3. METODOLOGÍA

La metodología que se utilizará para el desarrollo del trabajo se explica a continuación.

- **Revisión Bibliográfica:** Con el fin de tener una visión acabada de las investigaciones realizadas en el área de políticas dinámicas de precio, se realiza una revisión de la literatura relacionada al problema, además de revisión bibliográfica sobre métodos de segmentación.
- **Selección de datos:** En esta etapa se determina cuáles son las fuentes de datos o el subconjunto de ellos que se utiliza para cumplir los objetivos planteados. Se definen los datos transaccionales a usar, los periodos, las categorías de productos, los productos, los clientes en el

caso de la segmentación, nivel de agregación de los datos en el caso del modelo de *pricing* dinámico, etc.

- **Preprocesamiento de Datos:** Una vez seleccionados los datos a utilizar, se realiza una limpieza de las bases de datos, haciendo un tratamiento de datos erróneos, faltantes, o fuera de los rangos previamente establecidos (*outliers*). Además se analizan los productos a utilizar, y se verifica que cumplan con ciertas características: alto nivel de transacciones mensual, producto de plena temporada, significativos cambios de precios a lo largo de la temporada, etc.
- **Transformación:** Se reduce y transforma algunas variables para ser utilizadas posteriormente en la optimización y en la segmentación. Se crean variables que permitan extraer mayor información de los datos existentes. En el caso de la segmentación de clientes se crean variables que dan cuenta de la disposición a pagar de los clientes y de su comportamiento de compra. Por el lado del modelo de *pricing* dinámico, se crean variables que puedan afectar la demanda de los productos de moda, como por ejemplo, la existencia de promociones y el porcentaje de descuento entre otras.

Hasta este punto de la metodología, los pasos son comunes para la optimización y la segmentación sin embargo a partir de la transformación de los datos, se generan metodologías distintas para resolver cada uno de los problemas planteados.

### **Metodología *Pricing* Dinámico**

- **Estimación de la demanda:** Uno de los aspectos a mejorar con respecto a trabajos anteriores es la estimación de demanda de los productos de moda. Para ello se estudian los modelos existentes, y a través de una serie de pruebas se determina el modelo más adecuado para distintos tipos de productos de moda. Además se trabaja con una familia de producto descartando el manejo de productos a nivel de SKU. Se comparan los distintos modelos de estimación de demanda, para determinar cuál de ellos será utilizado como *input* del modelo de programación dinámica.
- **Modelamiento:** La programación del modelo de *Pricing* dinámico se lleva a cabo en esta etapa. Además se definen las restricciones a imponer y los parámetros a considerar. Obtención de resultados del modelo que constituirán la política de precios óptima.
- **Evaluación:** La etapa de evaluación consiste en comparar el desempeño actual y el propuesto por el modelo. Para ello se comparan los ingresos obtenidos con el modelo y sin el

modelo. Se concluye acerca de los reales beneficios que genera el modelo en cuanto a ingresos y maximización de utilidades.

Por otra parte, la metodología a utilizar una vez finalizada la transformación de datos, en el caso de la segmentación es la siguiente:

### **Metodología de Segmentación.**

- *Data Mining*: Se determina el número de *clusters* (a priori) y se segmenta a los clientes utilizando el método llamado conglomerados en 2 fases (SPSS)<sup>8</sup>, el cual propone un número óptimo de *clusters* cuando no existe una estimación a priori de este valor.
- Evaluación de Resultados: Evaluación de los segmentos generados con el fin de identificar perfiles particulares de clientes.
- Propuestas de generación de ofertas focalizadas a segmentos de interés, con base en el modelo de determinación de precios óptimos (*pricing* dinámico).

## **4. DESARROLLO METODOLÓGICO**

A continuación se detalla la realización de cada una de las etapas metodológicas anteriormente descritas tanto para la segmentación de clientes como para la determinación de políticas de precios.

### **4.1. SEGMENTACIÓN**

Para realizar la segmentación de clientes se seleccionan los datos a utilizar, los cuales deben contener suficiente información para generalizar el comportamiento de compra de los clientes en función de su disposición a pagar. Se crea una serie de variables en base a datos transaccionales

---

<sup>8</sup>Para más detalles, ver Marco Conceptual

que permiten clasificar a los clientes y se utilizan variables demográficas para caracterizar a los distintos *clusters* obtenidos

#### 4.1.1. Selección de Datos

En esta primera etapa se realiza la selección de los datos transaccionales a utilizar que permitan obtener la información necesaria para cumplir los objetivos propuestos. Los campos a utilizar son:

- Fecha de compra
- Producto
- Cliente
- Departamento de compra
- Número de unidades compradas
- Precio Lista
- Descuento
- Monto Final Pagado<sup>9</sup>
- Costo Unitario

Se consideran datos transaccionales de 18 meses, ya que permiten observar el comportamiento histórico de los cliente a través de distintas temporadas<sup>10</sup>. Además para segmentar a los clientes según su disposición a pagar se trabaja principalmente con información de compras realizadas en las secciones Vestuario Femenino y Vestuario Masculino, ya que muchos de los productos pertenecientes a estas secciones son de carácter netamente estacional, con temporadas de largo máximo 6 meses.

#### 4.1.2. Selección de Clientes

Para trabajar con una muestra menor de clientes, dada la cantidad de datos a procesar, se realiza una selección de 1.000 casos que son escogidos aleatoriamente de una base de datos con clientes activos que durante el año 2009 registraron compras en las secciones Vestuario Femenino y Vestuario Masculino.

---

<sup>9</sup> Monto final pagado=(Precio-Descuento)\*unidades

<sup>10</sup>Comprende 3 temporadas distintas: primavera-verano 2008, otoño-invierno 2009 y primavera-verano 2010



FIGURA 7: MUESTRA DE CLIENTES, SEGMENTACIÓN



Fuente: Elaboración propia

#### 4.1.3. Selección de transacciones

Entre las transacciones consideradas se encuentran todas las realizadas en los departamentos de Vestuario Femenino y Masculino durante el año 2009.

#### 4.1.4. Preprocesamiento de los datos

Seleccionados los datos a utilizar, se debe realizar una limpieza de éstos tratando de detectar datos erróneos, faltantes, *outliers*, etc. con el fin de mitigar el efecto que pueda tener sobre los resultados la existencia de inconsistencia en los datos.

Algunas de las consideraciones que se aplican en esta etapa son las siguientes:

- Datos erróneos: Dentro de las transacciones que se registran se pueden identificar 3 tipos de documentos: ventas contado, notas de crédito, y cambios de producto. Estos dos últimos aparecen dentro de los registros como ventas negativas o de valor \$0, por lo cual, dado que interesa analizar la intención de compra inicial no se considerara este tipo de documentos. Por lo tanto se trabaja sólo con transacciones positivas, mayores a 0, y en donde sea posible identificar al comprador (compras contado, compras con tarjeta de la tienda, tarjeta débito, tarjeta bancaria).

- Existencia de *Outliers*: Tras una inspección de los clientes considerados, se detectó algunos que presentaban un consumo anual muy por sobre el cliente promedio en los departamentos en estudio, por lo cual se excluyen de la muestra. Se identificaron como clientes “especiales”.<sup>11</sup> Por otra parte, se detectó que muchos clientes presentaban suma de monto anual gastado menores a \$990, los que podrían corresponder a diferencias de saldos al realizar un cambio, por lo cual se eliminan estos clientes.
- Datos Faltantes: Cuando no se registren compras realizadas por el cliente, la cantidad demandada será igual a 0.

#### 4.1.5. Transformación

Para realizar la segmentación de los clientes se llevan a cabo una serie de transformaciones sobre las variables existentes, y se crea un conjunto de nuevas variables que dan cuenta del comportamiento transaccional de los clientes en función de su disposición a pagar.

Para lograr lo anterior, se asumen ciertos supuestos con respecto al precio inicial de cada producto, el cual es determinante para identificar a los clientes con alta disposición a pagar, los que suelen realizar sus compras al inicio de cada temporada, pagando el precio inicial (el más alto)

Algunos de los supuestos asumidos son:

- Los precios máximos se alcanzan sólo al comienzo de la temporada, es decir, el precio inicial es el precio máximo. Sin embargo, existen algunos productos que aumentan sus precios más allá del precio inicial durante el transcurso de la temporada. Estas transacciones no se consideran.
- Un producto de “moda” no vuelve a ser lanzado al mercado en otra temporada. De existir casos excepcionales, sólo se considerará la primera temporada.
- Se asume que el precio entero o lleno de un producto corresponde al precio promedio del día en que se realiza la primera compra de éste dentro de la temporada.

Todo lo anterior permite caracterizar cada producto de los departamentos de vestuario masculino y femenino, con un precio inicial, y con una fecha inicial de compra.

---

<sup>11</sup>Clientes Especiales: Parientes de los dueños de la tienda por departamentos, identificados con los primeros cli\_id

A partir de la fecha inicial de compra es posible asignar productos a temporadas, identificando si corresponden a la temporada de invierno, verano o transversales.

Las temporadas se definieron de la siguiente manera:

**TABLA 2: DEFINICIÓN DE TEMPORADAS**

Temporada	Meses comprendido
<b>Otoño-Invierno</b>	Febrero-Julio
<b>Primavera-Verano</b>	Agosto-Enero

*Fuente: Elaboración Propia*

Uno de los criterios utilizados para asignar las temporadas en base a la fecha inicial de compra es que los productos que presentan cuya primera compra se realiza en meses de comienzo de temporada, como por ejemplo, febrero, marzo, inclusive abril corresponden a temporada otoño-invierno, y compras iniciales registradas en julio, agosto y septiembre, corresponden a temporada primavera-verano.

Una vez creadas las tablas de asignación de productos a temporadas, se genera la base de la segmentación, en donde para cada cliente se calcula una serie de variables anuales que se presentan a continuación:

- **Compra anual por departamento (%):** Esta variable representa el porcentaje de las compras destinado a departamentos de carácter estacional o de temporada. Para construir esta variable se calcula el monto anual de compras por cliente, para los departamentos Vestuario Femenino y Masculino y estos valores se dividen por el monto total anual de compras por cliente, obteniendo así el porcentaje destinado a compras en Vestuario Femenino, y en Vestuario Masculino.
- **Número de productos adquiridos en temporada liquidación:** Se define que las compras cuyo monto pagado estuvo entre un 1% y 40% del precio inicial del producto corresponden a compras en liquidación
- **Monto gastado en temporada liquidación:** Similar a la variable anterior, pero considera el monto gastado en compras de liquidación
- **Número de transacciones en liquidación:** Número de boletas distintas realizadas en liquidación
- **Número de productos comprados en temporada media:** A través del análisis de precios a lo largo de la temporada para un conjunto de productos de los departamentos en cuestión se

determinó que las compras cuyo monto pagado estén entre un 41% y 79% del precio inicial del producto corresponden a compras de media temporada. El análisis demostró que los productos al inicio de la temporada de liquidaciones, es en promedio un 40% del precio inicial, y que los productos al cabo de 2 meses desde el inicio de la temporada, alcanzaban en promedio un 80% del valor inicial.

- Monto gastado en media temporada: Corresponde al monto gastado en compras en media temporada.
- Número de transacciones en media temporada: Corresponde al número de transacciones o boletas distintas realizadas en media temporada.
- Número de productos comprados a precio alto: Se define que las compras cuyo monto pagado fuese entre un 80% y 99% del precio inicial del producto correspondería a compras a precio alto.
- Monto gastado en temporada a precio alto: Corresponde al monto gastado en compras a precio alto
- Número de transacciones a precio alto: Corresponde al número de transacciones o boletas distintas realizadas a precio alto
- Número de productos comprados a precio lleno: Corresponde a las compras realizadas pagando el 100% del precio inicial, estas compras se realizan típicamente a inicios de la temporada.
- Monto gastado en temporada a precio lleno: Monto destinado a compras a precio lleno.
- Número de transacciones a precio lleno: Número de boletas o transacciones distintas realizadas en semana en donde el precio inicial no ha bajado.
- Número de productos comprados en temporada de verano: Corresponde a la suma de todos los productos comprados en temporadas primavera-verano.
- Número de productos comprados en temporada Invierno: Corresponde a la suma de todos los productos comprados en temporadas Otoño-Invierno
- Compras realizadas en departamentos de carácter estacional (%): Corresponde al porcentaje de las compras anuales que se destina a los departamentos de vestuario femenino y masculino, un alto valor de este indicador podría indicar que esta tienda por departamento es vista por estos clientes simplemente como una tienda de ropa. Un bajo porcentaje indicaría que adquieren productos en diversos departamentos.
- Tamaño cliente: Se calculó el consumo anual de un cliente promedio (\$360.000), y en función de este valor, se estimó el número de veces que un cliente particular consume con respecto al cliente promedio.
- Porcentaje de compras a precio lleno con respecto a las compras totales(número de productos)
- Porcentaje de compras a precio lleno con respecto a las compras totales(monto)

- Porcentaje de compras realizadas en temporada otoño- invierno con respecto al número de productos comprados durante el año

**TABLA 3: ESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS DE LAS VARIABLES**

Variable	Min	Max	Promedio $\mu$	Desviación estándar $\sigma$	Varianza	Coef. de Variación ( $\sigma / \mu$ )
Gasto anual en depto. Vestuario femenino (%)	0	1	20%	0,40	0,16	2,0
Gasto anual en depto. Vestuario Masculino (%)	0	1	17%	0,17	0,03	1,0
Número de productos comprados en liquidación	0	127	0,45	1,46	2,13	3,2
Monto gastado en liquidación (\$)	0	\$ 599.886	\$ 2.503	7631,24	58235780,71	3,0
Número de transacciones en liquidación	1	58	1,44	1,24	1,55	0,9
Número de productos comprados en media temporada	0	125	1,67	2,41	5,81	1,4
Monto gastado en media temporada (\$)	0	\$ 2.449.650	\$ 17.138	26672,43717	711418904,8	1,6
Número de transacciones en media temporada	1	108	1,78	1,46	2,13	0,8
Número de productos comprados a precio alto	0	120	0,44	1,14	1,29	2,6
Monto gastado en compras de productos a precio alto (\$)	0	\$ 3.541.516	\$ 6.617	19630,02	385337828	3,0
Número de transacciones en compra de productos a precio alto	1	44	1,29	0,86	0,74	0,7
Número de productos comprados a precio lleno	0	279	1,73	2,71	7,34	1,6
Monto gastado en compras de productos a precio lleno(\$)	0	\$ 8.692.988	\$ 30.671	55787,56	3112251748,14	1,8
Número de transacciones precio	1	111	1,84	1,64	2,68	0,9

lleno						
Número de productos comprados en temporada primavera-verano	0	33193	3,66	41,48	1720,53	11,3
Número de productos comprados en temporada otoño-invierno	0	8381	0,70	11	110	15,7
Número de productos comprados en temporada (%)	0	1	70%	11	110	15,7
Compras realizadas en departamentos de carácter estacional (%)	0	14	37%	0,26	0,07	0,7
Tamaño cliente (número de veces el cliente promedio)	0	10994	1	14	188	14,0
Porcentaje de compras a precio lleno con respecto a las compras totales(número de productos)	0	100%	42%	0,39	0,15	0,9
Porcentaje de compras a precio lleno con respecto a las compras totales (monto)	0	100%	46%	0,40	0,16	0,9
Porcentaje de compras realizadas en temporada otoño- invierno con respecto al número de productos comprados durante el año	0	100%	17%	0,29	0,08	1,7

*Fuente: Elaboración Propia*

Una vez armada la base de datos con la información relativa a los clientes, se procede a seleccionar aleatoriamente, a través de lenguaje SQL, una muestra de 1000 individuos a partir de la cual se realiza la segmentación de clientes, mediante el uso del software estadístico SPSS, y el método de conglomerado de 2 fases.

Se prueban distintos muestreos de igual número de datos para probar la estabilidad de los resultados que se muestran en la siguiente sección.

#### **4.2. RESULTADOS SEGMENTACIÓN**

Finalmente para realizar la segmentación de clientes se utilizaron 4 variables:

- Compras de productos de temporada (en vestuario femenino, y masculino)
- Compras en Avance de Temporada
- Compras en temporada otoño-Invierno

- Tamaño Cliente en función del cliente promedio

En función de estas variables se obtuvieron 6 *clusters* que fueron nombrados según las características cada grupo:

**TABLA 4: CENTROS Y PORCENTAJE DE CLIENTES POR SEGMENTO**

Centroides	Compras temporada invierno sobre el total ((invierno + verano)		Porcentaje gasto total en productos de temporada (vestuario femenino + vestuario Masculino)		Tamaño cliente según compras anuales**		Monto gastado en compras precio lleno, con respecto a el monto total gastado		N° de Clientes	
	Media	Desv. típica	Media	Desv. típica	Media	Desv. típica	Media	Desv. Típica	N	% de clientes
<b>1</b> Cliente Promedio Otoño-invierno	93%	0,1	53%	0,34	0,54	1	56%	0,46	75	7,5%
<b>2</b> Comprador chic de bajo consumo	8%	0,1	72%	0,2	0,39	0	83%	0,17	125	12,5%
<b>3</b> Comprador Chic de Alto Consumo	8%	0,2	23%	0,12	1,34	1	81%	0,18	304	30,4%
<b>4</b> Buscadoras de promociones ocasional	11%	0,2	18%	0,11	1,29	1	10%	0,15	340	34,0%
<b>5</b> Buscadoras de promociones habitual	10%	0,2	68%	0,22	0,36	0	11%	0,17	144	14,4%
Valores atípicos(-1) Outliers de alto consumo	19%	0,3	11%	0,1	10,2	5	57%	0,38	12	1,2%
Combinados	16%	0,3	36%	0,28	1,11	2	45%	0,4	1000	100%

**TABLA 5: CARACTERÍSTICAS DE LOS SEGMENTOS**

Segmentos	Características
<b>Outlier de alto consumo</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Gasto anual (\$): 10,2 veces el gasto anual del cliente promedio, Cliente alto consumo.</li> </ul>

	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Un 11% de sus compras las realizan en productos de temporada</li> <li>• Destinan un 57% de su gasto a comprar productos “avance de temporada”</li> <li>• Edad promedio 50 años</li> <li>• 83% son mujeres</li> <li>• Representa al 1% de los clientes</li> </ul>
<b>Cliente Promedio Otoño-Invierno</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• <i>Cluster 1</i></li> <li>• Gasto anual (\$): 0,5 veces el gasto anual del cliente promedio. Cliente bajo consumo.</li> <li>• Compran un 53% de productos de temporada</li> <li>• Un 93% de las compras las realizan en temporada otoño invierno</li> <li>• Edad promedio:46 años</li> <li>• 72 % son mujeres</li> <li>• Representa al 8% de los clientes</li> </ul>
<b>Compradora Chic de alto consumo</b>	<p><i>Cluster 2:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Gasto anual(\$): 0,4 veces el gasto anual del cliente promedio. Cliente bajo consumo</li> <li>• Un 71% de sus compras anuales , están destinadas a la compra de productos de temporada</li> <li>• Destinan un 83% de su gasto a comprar productos a precio lleno</li> <li>• Edad promedio:45 años</li> <li>• El 72% son mujeres</li> <li>• Representa al 30% de los clientes</li> </ul>
<b>Compradora Chic de bajo consumo</b>	<p><i>Cluster 3:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Gasto anual(\$): 1,3 veces el gasto anual del cliente promedio. Cliente consumo promedio.</li> <li>• 22% de sus compras las realiza en productos de temporada</li> <li>• Un 81% del monto está destinado a compras de precio lleno.</li> <li>• Edad promedio: 45</li> <li>• El 71% son mujeres</li> <li>• Representa al 13 % de los clientes</li> </ul>
<b>Buscadoras de promociones ocasional</b>	<p><i>Cluster 4</i></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Gasto 2009(\$): 1,3 veces el gasto anual del cliente promedio.</li> <li>• Porcentaje en productos de temporada:18%</li> </ul>



	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Compras invierno 11%</li> <li>• Monto gastado a precio 10%</li> <li>• Edad promedio:44 años</li> <li>• El 75% son mujeres</li> <li>• Representa al 34% de los clientes</li> </ul>
<b>Buscadoras de promociones habitual</b>	<p><i>Cluster 5</i></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Gasto anual 2009(\$): 0,4 veces el gasto anual del cliente promedio. Cliente bajo consumo.</li> <li>• Porcentaje en productos de temporada: 68%</li> <li>• Un 11% del monto gastado lo destina a la compra de productos precio lleno.</li> <li>• Edad promedio 48 años</li> <li>• Cliente chico</li> <li>• El 72% son mujeres</li> <li>• Representa 34% de los clientes</li> </ul>

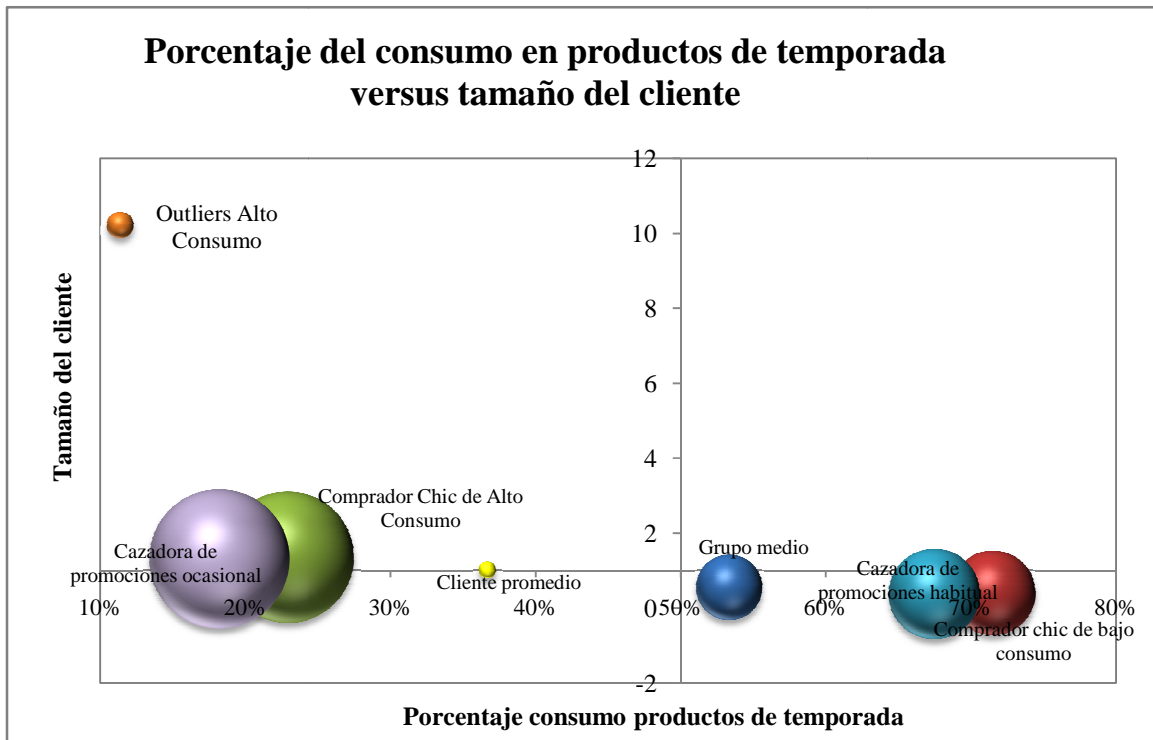
*Fuente: Elaboración Propia*

Los segmentos obtenidos se distinguen y diferencian por su disposición a pagar. Los segmentos Chic, se caracterizan por su alta disposición, ya que son clientes dispuestos a adquirir productos de moda al principio de la temporada en su precio más alto. Por otra parte se encuentran los grupos de buscadoras de liquidaciones, los que suelen comprar cuando los productos comienzan a tener descuentos significativos con respecto al precio inicial.

Para caracterizar a cada uno de los segmentos se utilizaron algunas variables demográficas que no arrojaron los resultados esperados ya que no existen mayores diferencias en cuanto a la composición por género y comunas, entre otros.

Como se aprecia en el gráfico a continuación existe un segmento cuyo consumo anual es aproximadamente 10 veces lo que consume un cliente promedio, el resto presenta un gasto en la vecindad del cliente promedio. Al observar el eje x, es posible distinguir dos grandes grupos, los que destinan gran parte de sus compras anuales a los departamentos de vestuario femenino y masculino y otro grupo que destina una pequeña parte de su consumo a compras en estos departamentos, lo que indica que ven esta tienda como un lugar en donde además de adquirir ropa, pueden adquirir otros productos como tecnología, electrodomésticos, muebles, etc.

FIGURA 8: CONSUMO DE PRODUCTOS DE TEMPORADA



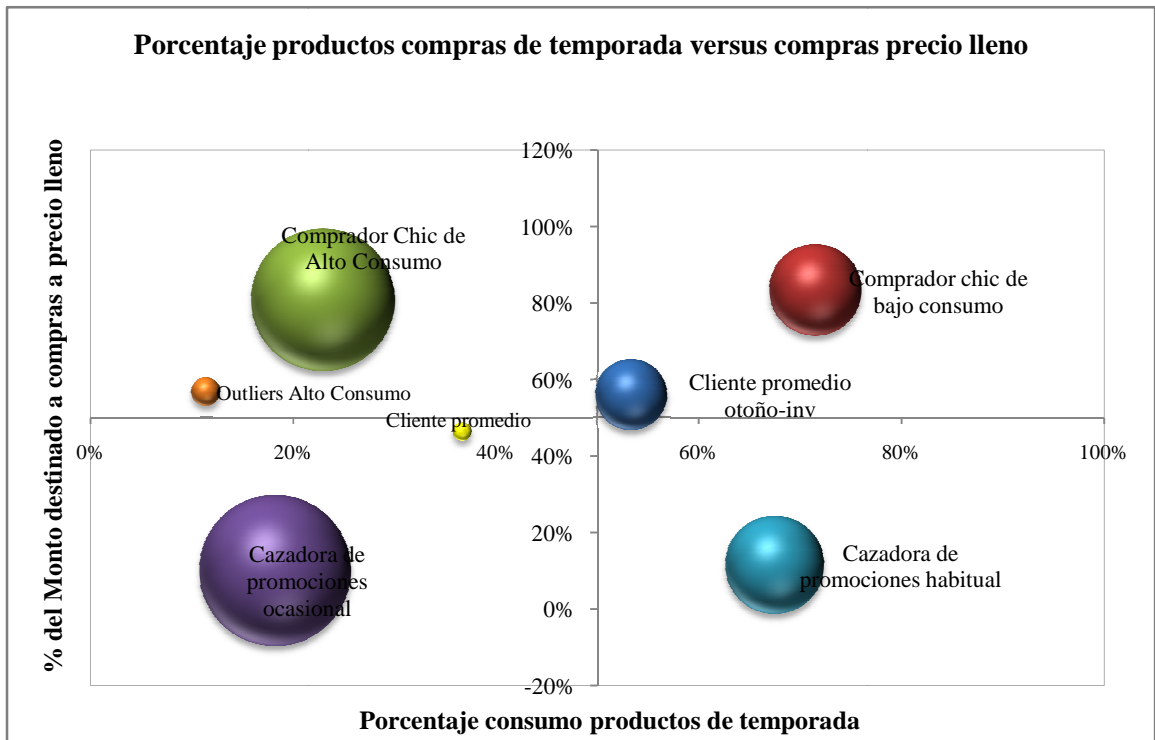
Fuente: Elaboración Propia

En el siguiente gráfico se puede observar que los compradores Chic, dentro del consumo anual que tienen en los departamentos de vestuario femenino y masculino, un 80% aproximadamente lo destinan a compras a precio lleno, es decir, a compras al inicio de la temporada.

Por otra parte, las buscadoras de promociones destinan menos de un 20% de sus compras en los departamentos antes mencionados, a compras a precio lleno, o compras en periodo de avance de temporada.

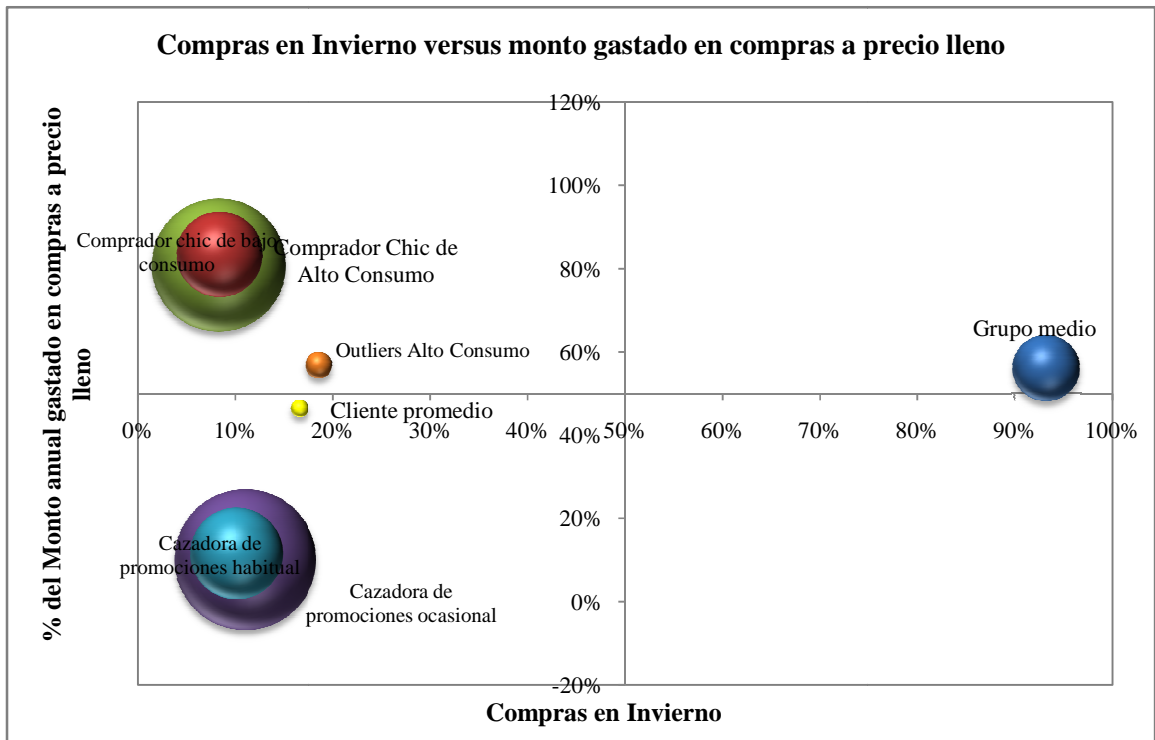
Los grupos de *outliers* de alto consumo y cliente promedio otoño-inv., presentan un comportamiento mixto, es decir, aproximadamente un 50% de sus compras las realizan a precio lleno.

FIGURA 9: COMPRAS EN AVANCE DE TEMPORADA



Fuente: Elaboración Propia

FIGURA 10: COMPRAS DE PRODUCTOS TEMPORADA OTOÑO INVIERNO





Fuente: Elaboración Propia

Finalmente se observa el comportamiento de los clientes en función de la cantidad de compras que realizan por temporada. Los segmentos mayoritariamente consumen mayor cantidad de productos de la temporada de primavera-verano (90%) que en la temporada Otoño-Invierno, lo que ha sido corroborado en base a juicio experto. En general se vende más productos en verano que en invierno en los departamentos en cuestión.

**TABLA 6: COMPARACIÓN ENTRE CLUSTERS SEGMENTACIÓN**

Cluster	Grupo Etario Predominante	Compras en productos de temporada	Porcentaje consumo Avance de Temporada	Compras en temporada Otoño Invierno	Tamaño del cliente (en venta anual, proporcional al cliente promedio)
<b>Outlier Alto Consumo</b>	50-60 años (33%)	11%	57%	19%	10,2
<b>Cliente promedio otoño-invierno</b>	30-40 años (25%)	53%	56%	93%	0,54
	40-50 años (25%)				
<b>Compradora chic de bajo consumo</b>	40-50 años (30%)	72%	83%	8%	0,39
<b>Compradora chic de consumo promedio</b>	30-40 años (27%)	22%	81%	8%	1,34
	40-50 años (27%)				
<b>Buscadoras de promociones Ocasionales</b>	30-40 años (29%)	18%	10%	11%	1,29
<b>Buscadoras de promociones habitual</b>	30-40 años (24%)	68%	11%	10%	0,36
<b>Cliente promedio</b>	<b>40-50 años</b>	<b>37%</b>	<b>46%</b>	<b>17%</b>	<b>1</b>

Fuente: Elaboración Propia

-  Valores sobre el promedio
-  Valores bajo el promedio

### 4.3. ESTIMACIÓN DE DEMANDA

En esta sección se obtienen los parámetros que permiten crear un modelo de estimación de demanda multiplicativo, que sirva de *input* para el modelo de determinación de precios. Para conseguir lo anterior se realiza una selección de categorías y productos a utilizar, y se mantienen los criterios impuestos en la segmentación con respecto a las transacciones a utilizar. Los parámetros a estimar serán válidos para una familia de productos.

#### 4.3.1. Selección de Datos

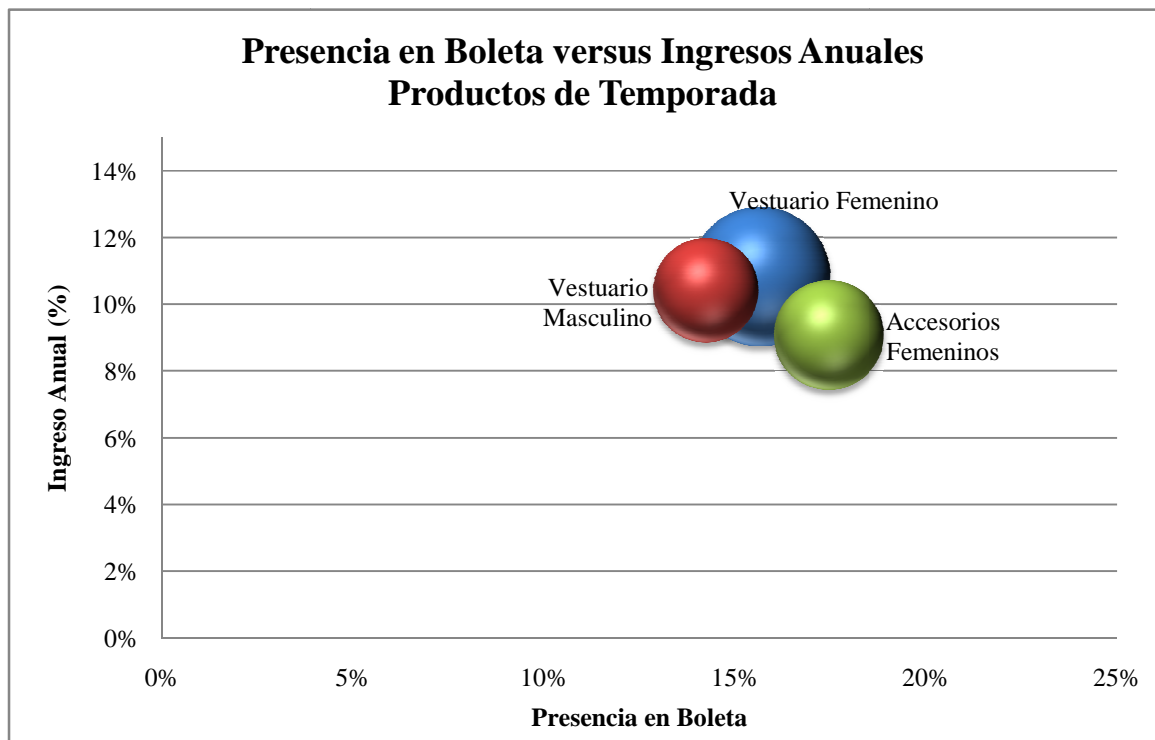
Se cuenta con datos transaccionales tanto a nivel de la cadena de retail así como desagregados por tienda, sin embargo dado que no existe discriminación de precios por sucursal, se utilizan los todos los datos existentes, correspondientes a las ventas realizadas por la cadena en su totalidad.

Sólo se consideran las compras y no las notas de crédito o cambios de producto. Se seleccionaron datos del año 2009.

#### 4.3.2. Selección de categorías

Dado que el modelo de *pricing* dinámico presenta un mejor comportamiento con productos de moda o temporada por las características que estos presentan, se consideran sólo los departamentos de vestuario femenino y vestuario masculino.

FIGURA 11: PRESENCIA EN BOLETAS VERSUS INGRESOS ANUALES PARA PRODUCTOS DE TEMPORADA

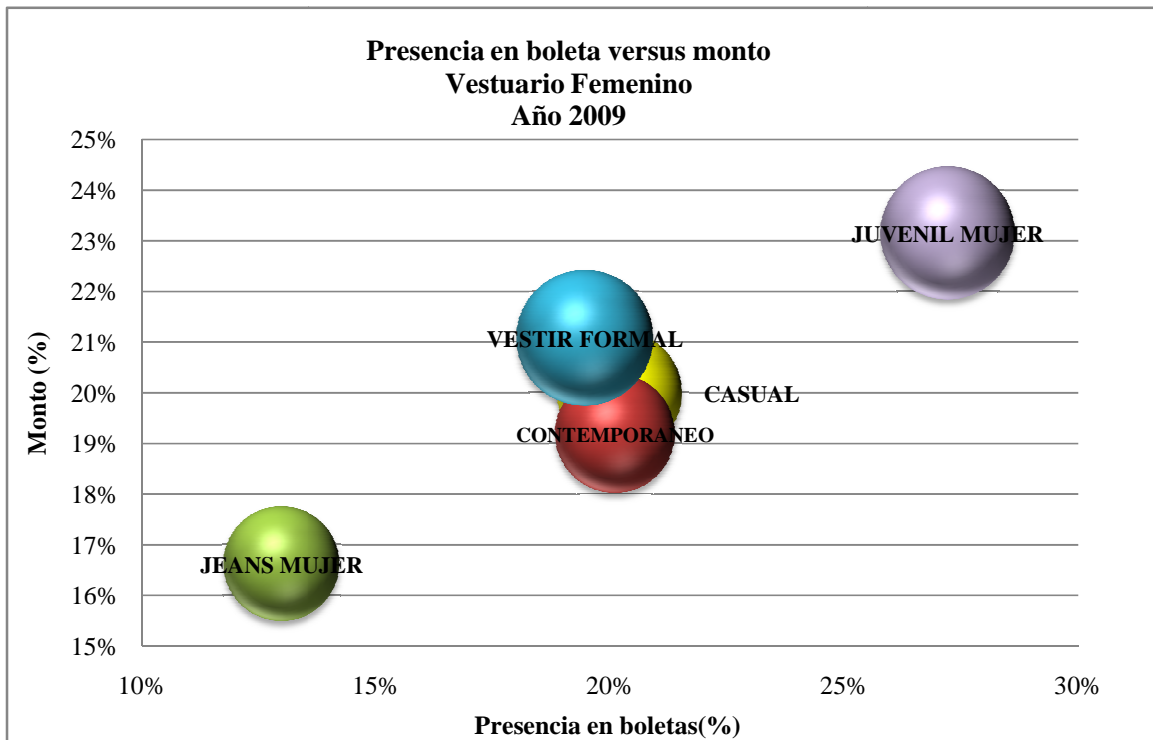


Fuente: Elaboración Propia

Se observa en el gráfico que la categoría de vestuario femenino es la que presenta el mayor ingreso anual, y también posee un mayor número de SKU, por lo cual se escogerá un producto de esta categoría para realizar los análisis pues permitirá obtener mayor información transaccional dado que un mayor número de SKU, implica que un tipo de producto determinado tendrá más tallas, y colores asociados.

Dentro de la categoría de vestuario femenino, se trabajará con productos del departamento Juvenil Mujer, ya que como se observa a continuación, tiene una alta presencia en boleta y un alto ingreso anual.

**FIGURA 12: INGRESOS Y PRESENCIA EN BOLETA DE LOS DEPARTAMENTOS DE LA CATEGORIA VESTUARIO FEMENINO**



*Fuente: Elaboración Propia*

#### 4.3.3. Selección de productos

Se trabaja con un nivel agregado de productos, el cual comprende todas las tallas y colores de un tipo de producto determinado, obteniendo así mayor información en comparación con trabajar los datos a nivel de SKU. Este nivel de agregación evita problemas originados por la falta de datos o transacciones al trabajar los datos a nivel semanal.

Para determinar el producto a utilizar se establecen ciertos criterios de elección:

- Productos con alta venta (semanal, mensual)
- Productos con cambios de precio a lo largo de la temporada.
- Productos de marcas propias, ya que estos son los que presentan mayores variaciones en los precios durante la temporada

- Productos de plena temporada, como por ejemplo, sweater o parkas en invierno, poleras en verano.

Según estos criterios se escogió el producto SWEATER 601-SWOP-I19 de la marca PROPIA del departamento Juvenil Mujer, el cual posee 14 SKU's asociados:

TABLA 7: EJEMPLO NIVEL DE AGREGACIÓN DE DATOS

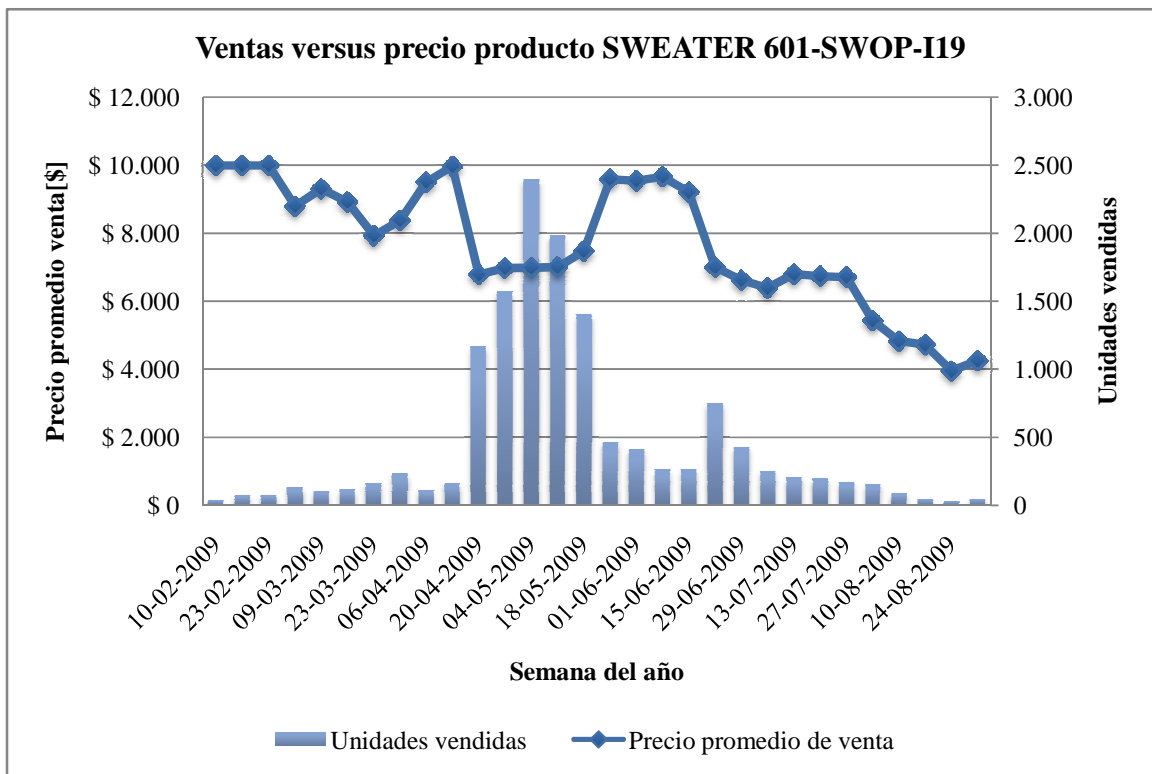
Código producto	Nombre del producto	Departamento	Rol del producto	Marca Producto	Código agrupación
701685001	SWEATER 601-SWOP-I19	JUVENIL MUJER	PREFERENTE	PROPIA	701685
701685002	SWEATER/LT/PK/SURT	JUVENIL MUJER	PREFERENTE	PROPIA	701685
701685003	SWEATER/PETRO/SURT	JUVENIL MUJER	PREFERENTE	PROPIA	701685
701685004	SWEATER/PINK/SURT	JUVENIL MUJER	PREFERENTE	PROPIA	701685
701685005	SWEATER/WHITE/SURT	JUVENIL MUJER	PREFERENTE	PROPIA	701685
701685006	SWEATER/YELLO/SURT	JUVENIL MUJER	PREFERENTE	PROPIA	701685
701685007	SWEATER/BERRY/SURT	JUVENIL MUJER	PREFERENTE	PROPIA	701685
701685008	SWEATER/BLACK/SURT	JUVENIL MUJER	PREFERENTE	PROPIA	701685
701685009	SWEATER/BLUE/SURT	JUVENIL MUJER	PREFERENTE	PROPIA	701685
701685010	SWEATER/BROWN/SURT	JUVENIL MUJER	PREFERENTE	PROPIA	701685
701685011	SWEATER/ECRU/SURT	JUVENIL MUJER	PREFERENTE	PROPIA	701685
701685012	SWEATER/GREEN/SURT	JUVENIL MUJER	PREFERENTE	PROPIA	701685
701685013	SWEATER/GREYM/SURT	JUVENIL MUJER	PREFERENTE	PROPIA	701685
701685014	SWEATER/PURPL/SURT	JUVENIL MUJER	PREFERENTE	PROPIA	701685

*Fuente: Elaboración Propia*

Este producto presenta ventas semanales promedio de 400 unidades aproximadamente y se encuentra dentro de los más vendidos en el departamento de Vestuario Femenino durante el mes de mayo 2009 (7699 unidades vendidas). Su precio inicial de venta fue de \$9.990 y su precio mínimo fue de \$ 1.990. Durante la temporada alcanza 12 precios distintos a través de liquidaciones temporales, o bajas definitivas en el precio.



FIGURA 13: PRECIO Y DEMANDA A NIVEL SEMANAL DEL SKU 701685001 SWEATER 601-SWOP-I19



Fuente: Elaboración propia

#### 4.3.4. Preprocesamiento de Datos

Una vez seleccionados los datos a utilizar, se procede a realizar un exhaustivo análisis de los mismos con el fin de detectar problemas en ellos, y tomar las acciones correctivas, eliminando así inconsistencias que puedan influir en los resultados obtenidos.

##### Datos erróneos

Algunos productos presentaban montos pagados \$0, debido a promociones del tipo 2x1, en donde el cliente adquiere dos productos por el precio de uno, pagando el de mayor valor.

Para resolver estos errores se define que el precio de los productos involucrados en la promoción, en el caso de que se trate del mismo producto, corresponderá a:

$$P_1^{Ajustado} = P_2^{Final} = \frac{P_1^{Inicial}}{2}$$

En el caso de que la promoción consista en dos productos diferentes, se realiza un ajuste de precio del producto de la siguiente forma <sup>12</sup> :

$$P_2^{Pagado Ajustado} = \frac{P_2^{Original}}{P_1^{Original} + P_2^{Original}} \cdot P_1^{Pagado}$$

En donde

$$P_i^{Original} = \text{Precio del producto } i \text{ sin descuento}$$

$$P_i^{Pagado} = \text{Precio Pagado por el producto } i \text{ con descuento}$$

De esta forma se obtiene un  $P_2^{Pagado Ajustado}$  el que permite obtener una aproximación del precio pagado por el producto.

#### 4.3.5. Transformación de datos

En esta etapa se crean las variables a incorporar en los distintos modelos de estimación de demanda a utilizar.

Una de las variables contiene información sobre las promociones vigentes para cada una de las semanas en análisis. Esta información se basa en el plan de marketing de la tienda por

---

<sup>12</sup>Ajuste de precio utilizado [13] para corregir este tipo de errores

departamento que provee información de cada una de las campañas publicitarias asociadas a las distintas promociones realizadas durante el año. Esta información es detallada en función de los distintos medios de comunicación utilizados.

A partir de esta fuente se construyen las variables *dummy* liquidación, avance (de temporada), y fechas especiales, tres tipos de variables que pueden afectar la demanda. Comúnmente la variable avance de temporada está asociada a campañas publicitarias que dan a conocer la tendencia de la temporada y que se realizan de manera intensiva a comienzos de cada temporada. La variable liquidación reúne todos los periodos de descuento de precios, incluidas las liquidaciones finales. La variable fechas especiales toma valores 1 en las semanas previas a alguna festividad importante, por ejemplo, el día de la madre o padre, navidad y fines de semana largo, entre otros.

Otras variables que se utilizan para realizar las estimaciones de demanda, dependiendo del modelo utilizado, son las siguientes:

- Porcentaje Descuento: Corresponde al porcentaje promedio de descuento aplicado con respecto al precio inicial en la semana  $t$
- Monto Pagado: Precio pagado por el cliente, una vez aplicado el descuento.
- Precio Lista: Precio que aparece en la etiqueta, sobre el cual se aplica el porcentaje de descuento.
- Liquidaciones: Variable *dummy* que toma valor 1 si hay liquidación, y 0 si no hay liquidación en la semana  $t$ .
- Avance: Variable *dummy* que toma valor 1 si existe publicidad y/o campañas de avance de temporada en la semana  $t$ .
- Fecha especial: Variable *dummy* que toma valor 1 si existe alguna fecha o festividad especial en la semana  $t$ .
- Semana de la temporada: Corresponde a la semana de la temporada correspondiente, considerando que la primera semana de la temporada de otoño-invierno coincide con la primera semana de febrero, y la primera semana de la temporada de primavera-verano corresponde a la primera semana de Agosto.
- Semana del año: Corresponde a la semana del año.
- Semana de venta del producto: Corresponde a la semana que lleva en venta el producto, en donde la semana 1 corresponde a la semana de la primera compra de este.

De estudios anteriores se sabe que las regresiones lineales no constituyen un buen modelo para explicar el comportamiento de la demanda, por lo cual se realizan a manera de comprobación algunas regresiones lineales utilizando las variables descritas anteriormente.

Adicionalmente se construye el modelo de estimación de demanda multiplicativo, para lo cual es necesario definir cada una de las funciones a utilizar, y las posibles modificaciones que se introducirán al modelo.

#### 4.3.6. Definición del modelo multiplicativo de la demanda a utilizar

Para estimar la demanda también se utilizará el modelo de tres factores explicado en detalle en la sección marco conceptual, el cual plantea que la demanda se puede modelar como:

$$\text{Demanda} = f(\text{Estacionalidad}) \times f(\text{Elasticidad Precio}) \times f(\text{Efecto Promoción})$$

Cada una de las funciones se modela de manera distinta, cuyas particularidades se presentan a continuación:

#### 4.3.7. Función Estacionalidad:

La función estacionalidad busca representar las ventas base del producto en estudio, en concordancia con el ciclo de vida de éste. Se observa que las ventas a lo largo de la temporada se pueden modelar utilizando funciones del tipo cuadráticas o gaussianas, que permiten capturar las bajas ventas de inicio y término de la temporada.

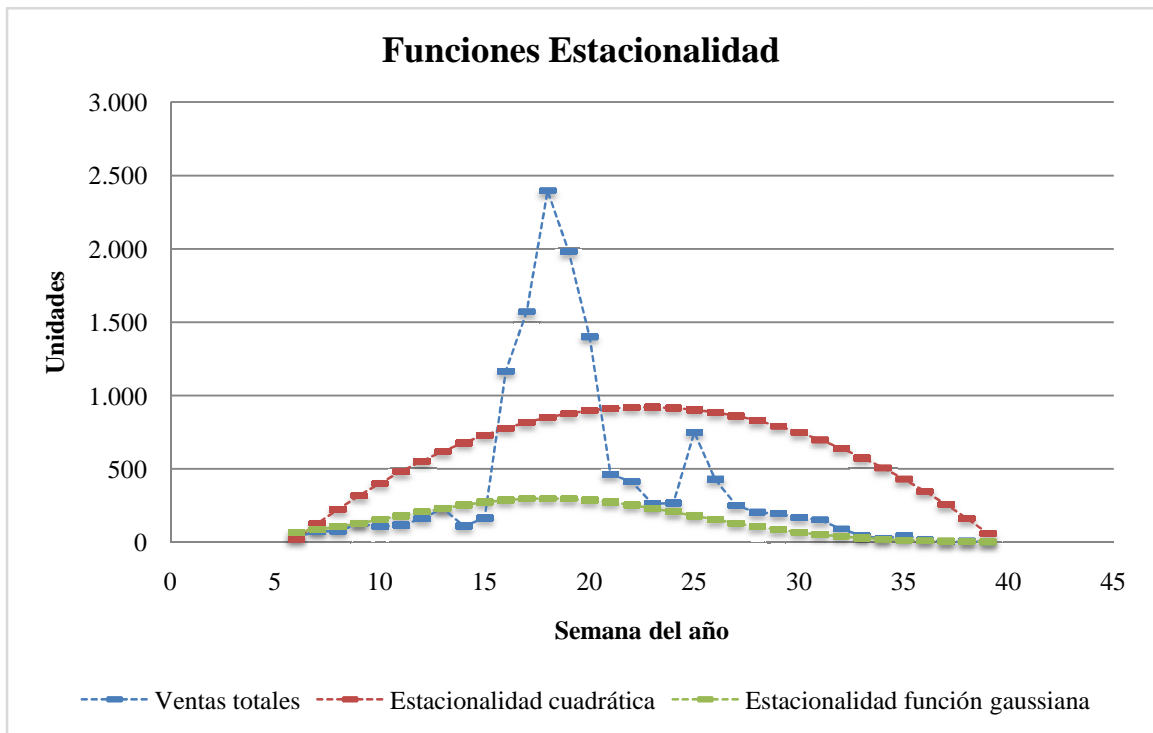
Función Cuadrática  $f(t) = \alpha \cdot t^2 + \beta \cdot t + \gamma$

Función gaussiana  $f(t) = a \cdot e^{-\frac{1}{2}(\frac{t-b}{c})^2}$

Gráficamente se observa que ambas funciones presentan un bajo ajuste para el producto SWEATER 601-SWOP-I19, ya que no capturan variaciones de la demanda, pero cumplen la función de proporcionar una línea base de ventas. La función cuadrática tiende a sobre estimar las ventas base, en cambio la función gaussiana refleja de mejor manera el comportamiento de la

demanda al inicio y término de la temporada, estableciendo una cota inferior para las ventas estimadas a lo largo de la temporada.

FIGURA 14: FUNCIÓN ESTACIONALIDAD DEL MODELO MULTIPLICATIVO



Fuente: Elaboración Propia

Función Cuadrática:

$$f(t) = \text{unidades vendidas} = -3,23 \cdot t^2 + 146,5 \cdot t - 740,1$$

Función Gaussiana:

$$f(t) = \text{unidades vendidas} = 350 * \exp(-1/2 \cdot \left(\frac{t - 13}{7}\right)^2)$$

**TABLA 8: AJUSTE DE LA FUNCIÓN ESTACIONALIDAD A LAS VENTAS REALES**

<b>Modelo</b>	<b>R<sup>2</sup></b>	<b>Coefficiente de correlación</b>
<b>Estacionalidad Cuadrática</b>	0,257	0,507
<b>Estacionalidad Gaussiana</b>	0,46	0,677

*Fuente: Elaboración Propia*

La tabla anterior muestra que existe un bajo ajuste de las funciones presentadas a las ventas reales, sin embargo se verificó que en combinación con los demás componentes del modelo multiplicativo se obtienen mejoras, capturando variaciones en la demanda.

#### 4.3.8. Función elasticidad precio:

La elasticidad precio de la demanda da cuenta del cambio porcentual de las ventas frente a un cambio porcentual del precio, y por lo tanto modela la respuesta de los clientes ante variaciones en el precio.

La función elasticidad precio permite capturar el comportamiento del público de tiendas por departamentos frente a cambios (descuentos) en el precio. Inicialmente se modeló como una función exponencial utilizada comúnmente para capturar la influencia del precio sobre la demanda en el sector retail [7]:

#### ECUACIÓN 4: FUNCIÓN ELASTICIDAD PRECIO I

$$f(\text{elasticidad precio}) = \exp^{\alpha \cdot \left(1 - \frac{\text{precio inicial}}{\text{precio de periodo}}\right)}$$

El parámetro  $\alpha$  se estimó mediante el uso de regresiones lineales o log-lin aplicadas al modelo multiplicativo. El coeficiente obtenido fue de 1,11. Este resultado contradice lo esperado, ya que la elasticidad obtenida para la familia de productos fue de signo positivo. Esto se debe a que la elasticidad precio de la demanda va cambiando a lo largo de la temporada, y por lo tanto los efectos de las variaciones de precios se contraponen resultando así en un valor positivo.

Una forma de solucionar la problemática anterior fue la creación de una función elasticidad por tramos que modela de mejor manera el comportamiento de las ventas a lo largo de la temporada,

ya que el análisis de los datos muestra que existen al menos tres etapas posibles de identificar dentro de una determinada temporada.

Se definió así la etapa pretemporada como el periodo que transcurre desde la primera semana de la temporada hasta dos meses después. Por ejemplo, para productos relativos a la temporada otoño invierno 2009, se puede definir como pretemporada, el periodo entre la primera semana de febrero, y la primera semana de abril. Ésta se caracteriza por coincidir con el fin de la temporada anterior, por su baja velocidad de ventas, y bajo impacto que generan las campañas de incentivo de compra, como por ejemplo, la publicidad de avance de temporada. Las ventas que se realizan en este periodo son realizadas por el segmento de clientes “**Consumidores Chic**” identificados a través de la segmentación, ya que suelen realizar sus compras antes que el resto de los consumidores, y están dispuestos a pagar el precio inicial sin esperar los descuentos propios del transcurso de la temporada.

La temporada se define como un periodo de 3 meses aproximadamente durante el cual se producen las mayores ventas y la necesidad de los clientes por comprar estos productos está asociada a los cambios de estación (Otoño, Primavera).

La post-temporada coincide con la época de liquidaciones, lo que generalmente tiene de duración 1 mes, completando temporadas de largo 6 meses. En algunos casos, cuando existe exceso de inventario restante al fin de la temporada, algunos productos se siguen vendiendo por más de un mes. Es en esta etapa en donde los segmentos identificados como “Buscadoras de Promociones” realizan gran parte de sus compras en los departamentos de vestuario femenino y masculino.

**TABLA 9: ETAPAS DENTRO DE LA TEMPORADA**

<b>Etapas</b>	<b>Temporada Primavera Verano</b>	<b>Temporada Otoño Invierno</b>
<b>Pretemporada</b>	Agosto-Septiembre	Febrero-Marzo
<b>Temporada</b>	Octubre-Noviembre-Diciembre	Abril-Mayo-Junio
<b>Posttemporada</b>	Enero-Febrero	Julio-Agosto

*Fuente: Elaboración Propia*

La elasticidad por tramos dependerá del tipo de producto que se desea estimar, ya que las variaciones de precio tendrán distintos impactos dependiendo de las características de éstos. En particular, para el producto Sweater se ha verificado que se trata de un producto de alta

elasticidad (módulo), es decir, se producen aumentos importantes de la demanda ante variaciones de precios.

TABLA 10: ELASTICIDAD POR TRAMO

Etapa temporada	Coefficientes elasticidad por tramo
Pretemporada	-5,067
Temporada	-5,726
Posttemporada	6,587

Fuente: *Elaboración Propia*

Los valores fueron estimados mediante regresiones de los precios sobre la función elasticidad precio de la demanda definida anteriormente. Los resultados obtenidos en este caso son coherentes con los esperados ya que las elasticidades para las primeras etapas son negativas, aunque no ocurre lo mismo para la posttemporada. Los productos alcanzan sus menores precios de venta en la posttemporada, sin embargo existe menos stock disponible lo que limita el aumento de las ventas. Ocurre por lo tanto que disminuciones del precio no generan aumentos de las ventas.

Dados los resultados obtenidos de la elasticidad por tramo, se resolvió, en base a juicio experto, utilizar para toda la temporada de venta la elasticidad relativa a la etapa “Temporada”, ya que constituye una medida promedio de la intensidad con la que responden los clientes ante variaciones en el precio a lo largo de la temporada.

#### 4.3.9. Efecto Promoción

Para modelar el efecto que ejercen las promociones y/o fechas especiales en la demanda se realizó un análisis sobre 5 productos de similares características al SWEATER 601-SWOP-I19 para analizar el efecto real de las promociones y/o fechas especiales y su duración.

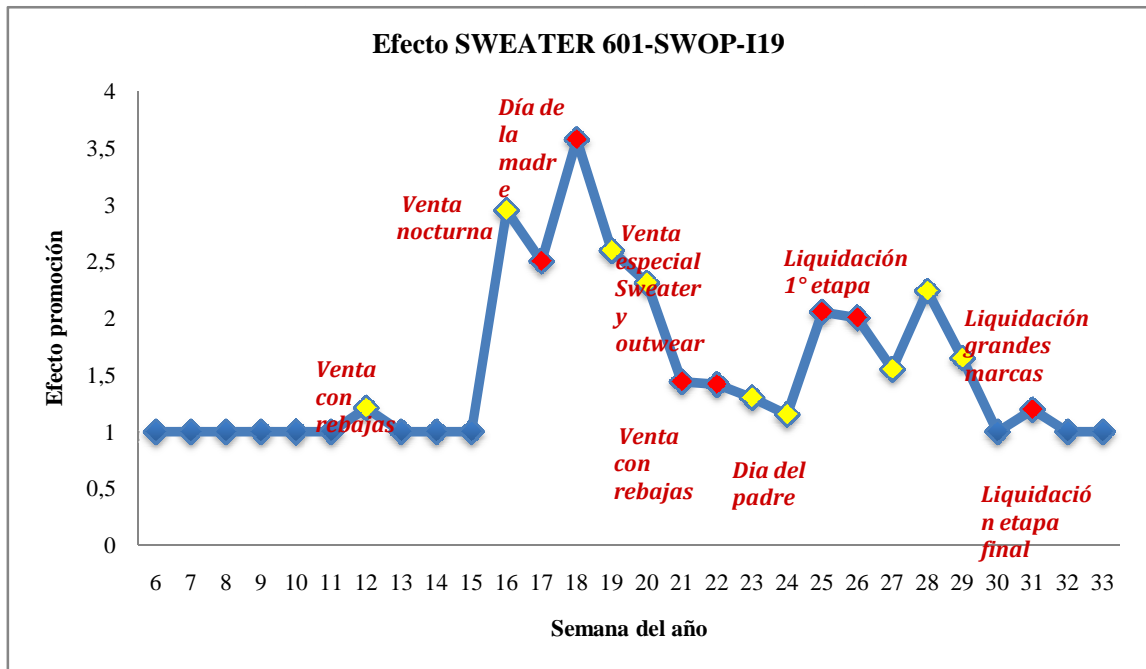
Se observó que sólo algunos eventos tienen un real impacto en la demanda, por lo cual se analizaron y compararon las demandas semanales de los distintos productos, y se calculó el aumento de las ventas o *lift* de éstas sobre el promedio de las ventas semanales para cada una de las semanas con promociones vigentes.

Se agruparon bajo el concepto de promociones tanto las rebajas programadas de precios como los eventos asociados a fechas especiales (el día de la madre o el día del padre).

Los *lift* o aumentos promedio de la venta, se presentan a continuación:



FIGURA 15: EFECTO PROMOCIÓN PARA PRODUCTO SWEATER



Fuente: Elaboración Propia

Tal como se observa en el gráfico, se detectaron al menos 5 efectos importantes en el aumento de la demanda que coincidían con las promociones señaladas. Estos ponderadores actuarán sobre las ventas base estimadas a través de la función estacionalidad.

Las funciones anteriormente presentadas constituyen las bases para el modelo multiplicativo de estimación de la demanda. Cada una de estas funciones se calibró en base a datos transaccionales de un conjunto de productos de similares características, tratando así de eliminar el sobreajuste de los modelos y generalizando el efecto de las promociones sobre este tipo de productos.

#### 4.4. RESULTADOS ESTIMACIÓN DE DEMANDA

Para estimar la demanda se probaron distintos modelos, cuyos resultados se presentan a continuación.

##### 4.4.1. Modelos de Regresión Lineal

Al estimar la demanda con modelos de regresión lineal para algunos productos de la categoría de vestuario femenino y específicamente para juvenil mujer, se obtuvieron los siguientes resultados:

**TABLA 11: ALGUNOS RESULTADOS REGRESIÓN LINEAL**

Producto Agrupado (temporada otoño-invierno 2009)	VARIABLES Predictivas No Colineales	Coefficientes Betas	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> corregido	Error típico de la estimación
POLERA 152-000-158 Marca Propia	Precio promedio	-0,001	0,144	-0,027	17,359
	Liquidación	9,946			
	Avance temporada	-1,257			
	Fecha Especial	1,955			
	Constante	15,455			
CHALECO 180-000-030 Marca Propia	Precio	0	0,29	0,160	4,042
	Porcentaje de descuento	0,517			
	Liquidación	4,967			
	Fecha especial	4,055			
	Constante	5,731			
POLERA 152-000-147 Marca propia	Precio	0	0,224	0,083	7,170
	Liquidación	6,191			
	Avance Temporada	2,205			
	Fecha Especial	-1,228			
	Constante	1,978			

*Fuente: Elaboración Propia*

Se puede observar que los resultados obtenidos para los distintos productos probados no presentan un buen ajuste, ya que el valor de R<sup>2</sup> es bajo, indicando que un porcentaje muy bajo de la variabilidad de la demanda se explica por el modelo creado.

Los resultados iniciales de los modelos de regresión presentaban valores de R<sup>2</sup> aceptables, sin embargo presentaban serios problemas de multicolinealidad, los cuales se detectaron a través de un análisis de correlación. La multicolinealidad es un problema del análisis de regresión que

consiste en que los predictores del modelo están relacionados constituyendo una combinación lineal. Este hecho tiene consecuencias fundamentales en los modelos de regresión: si los predictores se encuentran en combinación lineal, la influencia de cada uno de ellos en el criterio no puede distinguirse al quedar solapados unos con otros y por lo tanto no se consigue una explicación del fenómeno en cuestión.

Los modelos de regresión lineal anteriormente expuestos no presentan el problema de multicolinealidad, sin embargo dado los resultados obtenidos, las regresiones lineales no constituyen una solución factible para estimar la demanda pues presentan un pobre ajuste, por lo que se descarta la utilización de estos modelos.

Por otra parte se construyó, a partir de las 3 funciones definidas en la sección anterior, el modelo multiplicativo de estimación de demanda. Los primeros resultados obtenidos de este modelo mostraron un mal ajuste, por lo cual se determinó linealizar el modelo a través de regresiones del tipo doble log, log-lineal y lineal-log bajo el supuesto de que la relación de las variables es no lineal (multiplicativa).

Algunos de los modelos utilizados fueron:

TABLA 12: MODELOS DE ESTIMACIÓN DE DEMANDA

Modelos Utilizados
<p><b>Modelo 0</b></p> $Ventas = \alpha + \beta_1 \cdot \text{Semana temporalada} + \beta_2 \cdot \text{Precio pagado} + \beta_3 \cdot \text{Promoción(dummy)}$
<p><b>Modelo 1</b></p> $Venta = \alpha + \beta \cdot f(\text{Estacionalidad}) \cdot f(\text{elasticidad precio}) \cdot f(\text{Promoción})$
<p><b>Modelo 2</b></p> $Venta = \text{Estacionalidad}^{\beta_1} \cdot \text{Precio}^{\beta_2} \cdot \text{Promoción}^{\beta_3}$
<p><b>Modelo 3</b></p> $\ln(Venta) = \alpha + \beta_1 \cdot f(\text{Estacionalidad}) + \beta_2 \cdot f(\text{elasticidad precio}) + \beta_3 \cdot f(\text{Promoción})$ <p>Lo que equivale a</p> $Venta = \exp(\alpha) \cdot \exp(\beta_1 \cdot f(\text{Estacionalidad})) \cdot \exp(\beta_2 \cdot f(\text{elasticidad precio})) \cdot \exp(\beta_3 \cdot f(\text{Promoción}))$

Fuente: Elaboración Propia

Los modelos presentados comparten las funciones de la estacionalidad, elasticidad precio y efecto promoción descritas en la sección desarrollo metodológico.

Para eliminar problemas de sobre ajuste de los datos se determinó una base de *train* sobre la cual se calculan los coeficientes de la regresión, y una base *test* sobre la cual se medirá el ajuste del modelo. Se descartó el uso de un conjunto de test considerando las últimas semanas de la temporada ya que el comportamiento de la demanda es irregular debido al periodo de liquidaciones.

Dado que se han identificado tres etapas importantes dentro de la temporada total, se escogerán aleatoriamente tres semanas de cada una, con el fin de conformar la base test.

TABLA 13: SEMANAS BASE TEST

Etapa	Base Test
Pretemporada	Semana de venta 2-5-7
Temporada	Semana de venta 12-15-18
Posttemporada	Semana de venta 24-26-28

Fuente: Elaboración Propia

Se presentan a continuación los resultados obtenido del análisis de regresión lineal sobre cada uno de los modelos multiplicativos.

TABLA 14: PARÁMETROS MODELOS DE ESTIMACIÓN DE DEMANDA

Modelos Utilizados
<p><b>Modelo 0</b></p> $Ventas = 3464,48 - 66,11 \cdot Semana\ temporada - 0,27 \cdot Precio\ pagado + 912,67 \cdot Promoción(dummy)$
<p><b>Modelo 1</b></p> $Venta = -134,47 + 0,904 \cdot f(Estacionalidad) \cdot f(elasticidad - Precio) \cdot f(Promoción)$
<p><b>Modelo 2</b></p> $Venta = f(Estacionalidad)^{0,885} \cdot f(elasticidad - Precio)^{0,259} \cdot f(Promoción)^{1,529}$
<p><b>Modelo 3</b></p>

$$\ln(\text{Venta}) = 2,812 + 0,004 \cdot f(\text{Estacionalidad}) + 0,038 \cdot f(\text{Precio}) + 0,968 \cdot f(\text{Promoción})$$

Lo que equivale a

$$\text{Venta} = \exp(2,812) \cdot \exp(0,004 \cdot f(\text{Estacionalidad})) \cdot \exp(0,038 \cdot f(\text{Precio})) \cdot \exp(0,968 \cdot f(\text{Promoción}))$$

Fuente: Elaboración Propia

Con respecto a los parámetros obtenidos se puede concluir que salvo en el modelo 0, en donde los signos de los ponderadores dan cuenta de la relación existente entre la demanda y las variables consideradas, en el resto de los modelos constituyen factores de corrección para las distintas funciones.

La elasticidad precio de la demanda se estimó de manera independiente en función de la relación precio-demanda del producto en cuestión, considerando la existencia de tres etapas distintas dentro de la temporada. Dado los resultados obtenidos se determinó en base a juicio experto utilizar la elasticidad precio correspondiente a la etapa de plena temporada, ya que es consecuente con el signo esperado de la elasticidad (negativo), y constituye una generalización del comportamiento de los clientes a lo largo de la temporada.

TABLA 15: TABLA COMPARACIÓN ENTRE MODELOS UTILIZADOS

Modelos	Modelo 0	Modelo I	Modelo II	Modelo III
<b>R<sup>2</sup></b>	0,591	0,905	0,996	0,869
<b>R<sup>2</sup> ajustado</b>	0,591	0,905	0,996	0,869
<b>MAPE (base train)</b>	149%	52%	33%	44%
<b>MAPE (base test)</b>	244%	52%	22%	22%
<b>MAPE ponderado (base train)</b>	59%	27%	27%	45%

<b>MAPE ponderado (base test)</b>	91%	21%	26%	17%
---------------------------------------	-----	-----	-----	-----

*Fuente: Elaboración Propia*

En base a los indicadores obtenidos para cada modelo, se puede concluir que:

- El modelo más simple, el modelo 0 presenta un bajo valor de  $R^2$  lo que indica que el modelo explica muy poco la variabilidad de la demanda, además los errores de estimación en la base test son altos en comparación con los demás modelos. El Mape ajustado proporciona una medida de error más realista, ya que elimina algunos de los problemas que presenta el Mape, como por ejemplo la división por cero. El valor del Mape ponderado en la base test es uno de los más altos, por lo que se descartaría este modelo.
- El modelo 1 presenta un alto de  $R^2$ , lo que indica que captura bien las fluctuaciones de la demanda. Presenta un bajo Mape ponderado pero un alto Mape en comparación con los otros modelos.
- El modelo 2 y modelo 3 presenta un alto valor de  $R^2$  y bajos errores de estimación.

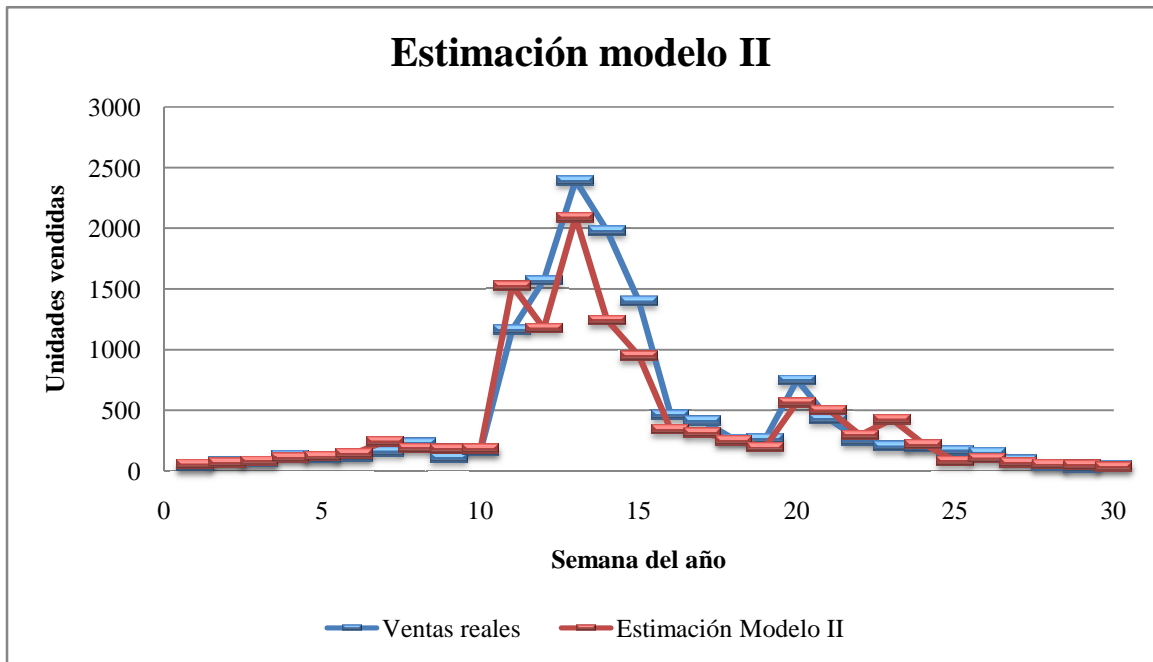
Un Mape aceptable para una gran masa de datos debería ser del orden del 20% o menos, sin embargo, dado que se está modelando con pocos datos, los errores de estimación tienden a ser ligeramente mayores. Tomando en consideración los indicadores Mape y Mape ponderado se determina utilizar el modelo 2.

Modelo 2

$$Venta = f(Estacionalidad)^{0,854} \cdot f(elasticidad - Precio)^{0,259} \cdot f(Promoción)^{1,529}$$

$$Ventas = (a \cdot x^2 + b \cdot x + c)^\alpha \cdot \left( exp \cdot y \left( 1 - \frac{precio_t}{precio\ inicial} \right) \right)^\beta \cdot (promoción_t)^\gamma$$

FIGURA 16: ESTIMACIÓN DE DEMANDA



Fuente: Elaboración Propia

TABLA 16: DEMANDA SEGÚN PRECIO Y SEMANA DE VENTA

Semana	P1 \$ 9.990	P2 \$ 8.991	P3 \$ 7.992	P4 \$ 6.993	P5 \$ 5.994	P6 \$ 4.995	P7 \$ 3.996	P8 \$ 2.997	P9 \$ 1.998	P10 \$ 999
1	33	38	43	50	57	65	75	86	98	113
2	41	47	53	61	70	80	92	106	121	139
3	49	56	65	74	85	97	111	128	146	168
4	58	67	77	88	101	115	132	151	174	199
5	68	78	89	102	117	134	154	177	202	232
6	78	89	102	117	134	154	176	202	232	266
7	117	134	154	176	202	232	266	304	349	400
8	97	111	127	146	167	191	219	251	288	330
9	105	120	138	158	181	207	238	272	312	358
10	112	128	147	168	193	221	253	290	333	381

11	612	701	804	921	1055	1209	1386	1588	1820	2085
12	489	560	642	736	843	966	1107	1269	1454	1666
13	851	975	1118	1281	1468	1682	1928	2209	2531	2901
14	517	593	679	778	892	1022	1171	1342	1538	1763
15	421	483	553	634	727	833	954	1094	1253	1436
16	196	224	257	295	337	387	443	508	582	667
17	179	205	235	269	309	354	405	464	532	610
18	145	166	190	218	249	286	327	375	430	493
19	109	125	143	164	188	215	246	282	324	371
20	235	269	308	353	404	464	531	609	698	799
21	197	226	259	297	340	390	446	512	586	672
22	114	131	150	172	197	226	259	296	340	389
23	169	194	222	254	291	334	382	438	502	576
24	87	100	115	132	151	173	198	227	260	298
25	33	38	43	50	57	65	75	86	98	113
26	35	40	45	52	60	68	78	90	103	118
27	21	24	27	31	36	41	47	54	61	70
28	16	18	21	24	27	31	36	41	47	54
29	12	14	16	18	21	24	27	31	36	41
30	9	10	12	13	15	18	20	23	27	30
<b>Total Unidades</b>	<b>5204</b>	<b>5963</b>	<b>6834</b>	<b>7831</b>	<b>8974</b>	<b>10284</b>	<b>11785</b>	<b>13505</b>	<b>15476</b>	<b>17734</b>

*Fuente: Elaboración Propia*

#### **4.5. DETERMINACIÓN DE LA POLÍTICA ÓPTIMA DE PRECIOS**

La función objetivo del modelo de programación dinámica es la maximización de los ingresos para cada etapa considerando el beneficio de la etapa anterior.



La función objetivo a utilizar es la siguiente:

$$I_{total} = \max_{p_k \geq 0} \sum_{k=1}^T [p_k \cdot \min(c_k; D(f(p_k), f(t), f(promoción))) - \text{costo demanda insatisfecha}_k] - \text{costo inventario restante}_T$$

Donde

$p_k$ : es el precio promedio de la familia de productos

$c_k$ : es el inventario en la etapa  $k$

$D(f(p_k), f(t), f(promoción))$ : Corresponde a la cantidad demandada por semana

$\text{costo demanda insatisfecha}_k$ : Costo de quedarse sin stock antes del término de la temporada

$\text{costo inventario restante}_T$ : Costo de quedarse con stock al término de la temporada

En particular para cada etapa se tiene que:

$\text{Beneficio}_k = (\text{precio}) * \min(\text{inventario\_restante}; \text{demanda}) + \text{Máx\_beneficio\_etapa}_k - 1$

$\text{Inventario}_k + 1 = \text{Inventario}_k - \text{demanda}_k$

Además se incorporaron algunas restricciones de precios por tramos, es decir en algunos casos, se limitó el número de precios posibles por cada etapa de la temporada.

#### 4.5.1. Restricciones e Input del modelo

Para realizar la programación dinámica se definió un conjunto de precios factibles ya que las promociones y/o liquidaciones solo pueden tomar ciertos valores durante el transcurso de la temporada. Las opciones dependerán tanto del precio inicial del producto, como de las políticas de la empresa (precios terminados en \$X990, precio finales de venta de \$1990 o \$990). Estos precios estarán asociados a distintas demandas esperadas a través del modelo de estimación de demanda.

TABLA 17: EJEMPLO ESCENARIOS DE PRECIOS

Escenarios de precios general
Precio Inicial
10% de descuento
20% de descuento

<b>30% de descuento</b>
<b>40% de descuento</b>
<b>50% de descuento</b>
<b>60 % de descuento</b>
<b>70% de descuento</b>
<b>80% de descuento</b>
<b>Precio bajo 1 (\$990)</b>
<b>Precio bajo2 (\$1990)</b>

*Fuente: Elaboración Propia*

Además se debe definir el número de periodos en las cuales se evaluará el cambio de precio, bajo el supuesto que los precios se modifican de manera semanal, es decir, un periodo corresponde a una semana de la temporada.

**TABLA 18: EJEMPLO NÚMERO DE ETAPAS**

<b>Semana</b>	<b>Etapa</b>
<b>1</b>	10
<b>2</b>	9
<b>3</b>	8
<b>4</b>	7
<b>5</b>	6
<b>6</b>	5
<b>7</b>	4
<b>8</b>	3
<b>9</b>	2
<b>10</b>	1

*Fuente: Elaboración Propia*

La primera semana de venta del producto corresponderá a la etapa K de la programación en concordancia al orden de resolución de la programación dinámica. La semana 2 corresponderá a la etapa K-1, y así sucesivamente, hasta la última semana de venta que corresponderá a la etapa 1 dentro de la programación.

Otros parámetros relevantes a considerar en la programación dinámica, son los que se describen a continuación:

- **Inventario Inicial:** Corresponde al inventario con que se cuenta al comienzo de la temporada. Se estableció considerar el inventario inicial como la suma de las unidades vendidas durante la temporada (30 semanas) más un 10%.

**TABLA 19: INVENTARIO INICIAL**

Inventario Inicial	Unidades
Unidades Vendidas	13503
Inventario Inicial (+10%)	14853

*Fuente: Elaboración Propia*

Dado la magnitud de los datos, se trabajará asumiendo que el inventario inicial es la mitad del planteado ,7425 y que por lo tanto la demanda también se reduce a la mitad. Esto se debe a que el modelo de programación dinámica, dentro de los cálculos que realiza, calcula cada uno de los inventarios factibles, en función de las distintas demanda, y el inventario inicial. Por lo cual, al considerar un alto nivel de inventario inicial y varias opciones de precios (demanda), el tiempo computacional requerido se vuelve muy alto.

Otros parámetros a considerar son los siguientes:

- **Precio Inicial del producto:** Este parámetro es considerado como dado por la empresa, no será determinado por la programación académica.
- **Costo inventario:** Se establece un costo de inventario restante que inicialmente se define como el número de unidades sin vender al termino de la temporada \* costo producto.

Uno de los *input* más importantes corresponde a la estimación de demanda para cada semana, y cada precio factible. El resultado de la programación dinámica dependerá en gran medida de la calidad del ajuste de la estimación de demanda.

Se presenta a continuación una muestra de la matriz de demanda, según precio y semana.

**TABLA 20: EJEMPLO DEMANDA ESTIMADA SEGÚN PRECIOS Y SEMANA DE VENTA DEL PRODUCTO**

Semana	\$ 9.990	\$ 8.991	\$ 7.992	\$ 6.993	\$ 5.994	\$ 4.995	\$ 3.996	\$ 2.997	\$ 1.998	\$ 999
<b>1</b>	33	38	43	50	57	65	75	86	98	113
<b>2</b>	41	47	53	61	70	80	92	106	121	139
<b>3</b>	49	56	65	74	85	97	111	128	146	168

<b>4</b>	58	67	77	88	101	115	132	151	174	199
<b>5</b>	68	78	89	102	117	134	154	177	202	232
<b>6</b>	78	89	102	117	134	154	176	202	232	266
<b>7</b>	117	134	154	176	202	232	266	304	349	400
<b>8</b>	97	111	127	146	167	191	219	251	288	330
<b>9</b>	105	120	138	158	181	207	238	272	312	358
<b>10</b>	112	128	147	168	193	221	253	290	333	381
<b>11</b>	612	701	804	921	1055	1209	1386	1588	1820	2085
<b>12</b>	489	560	642	736	843	966	1107	1269	1454	1666
<b>13</b>	851	975	1118	1281	1468	1682	1928	2209	2531	2901
<b>14</b>	517	593	679	778	892	1022	1171	1342	1538	1763
<b>15</b>	421	483	553	634	727	833	954	1094	1253	1436
<b>16</b>	196	224	257	295	337	387	443	508	582	667
<b>17</b>	179	205	235	269	309	354	405	464	532	610
<b>18</b>	145	166	190	218	249	286	327	375	430	493
<b>19</b>	109	125	143	164	188	215	246	282	324	371
<b>20</b>	235	269	308	353	404	464	531	609	698	799
<b>21</b>	197	226	259	297	340	390	446	512	586	672
<b>22</b>	114	131	150	172	197	226	259	296	340	389
<b>23</b>	169	194	222	254	291	334	382	438	502	576
<b>24</b>	87	100	115	132	151	173	198	227	260	298
<b>25</b>	33	38	43	50	57	65	75	86	98	113
<b>26</b>	35	40	45	52	60	68	78	90	103	118
<b>27</b>	21	24	27	31	36	41	47	54	61	70
<b>28</b>	16	18	21	24	27	31	36	41	47	54
<b>29</b>	12	14	16	18	21	24	27	31	36	41
<b>30</b>	9	10	12	13	15	18	20	23	27	30

*Fuente: Elaboración Propia*

Una vez definido lo anterior se procede a modelar el problema en lenguaje Visual Basic, ya que se trata de un código fácil de entender, y además cuenta con la interfaz gráfica de Excel.

#### 4.6. RESULTADOS PROGRAMACIÓN DINÁMICA

En este capítulo se presentan los resultados obtenidos al incorporar como input la demanda estimada al modelo de programación dinámica.

Se estableció mediante juicio experto ciertos parámetros iniciales a introducir al modelo, los que se presentan a continuación:

TABLA 21: PARÁMETROS UTILIZADOS

Parámetros
Número de etapas (entre 1 y 25)
Número de precios (entre 1 y 15)
Inventario Inicial
Precio Inicial
Costo Producto
Costo Inventario

*Fuente: Elaboración Propia*

Parámetros como el número de etapas para las cuales se determina el precio, y el conjunto de precios factibles para cada semana son variables a introducir al modelo. Por otra parte, el costo del producto y el precio inicial se asumen como datos dados por la empresa, al igual que el inventario inicial, ya que el objetivo de esta memoria es apoyar decisiones de fijación de precios en función de la demanda esperada.

Se presentan a continuación el conjunto de parámetros utilizados y los resultados obtenidos de la programación dinámica:

- Sin incorporar costos, considerando 10 opciones de precio (disminuciones del 10% cada vez), maximizando ingreso.

TABLA 22: PARÁMETROS PROGRAMACIÓN DINÁMICA SIN COSTOS

Parámetros	Valores
Número de etapas	30
Número de precios	10

<b>Inventario Inicial</b>	7.425
<b>Precio Inicial</b>	\$9.990
<b>Costo Inventario Restantes</b>	0
<b>Costo quiebres de inventario</b>	0

Fuente: Elaboración Propia

FIGURA 17: PRECIOS SUGERIDOS Y DEMANDA ESTIMADA I

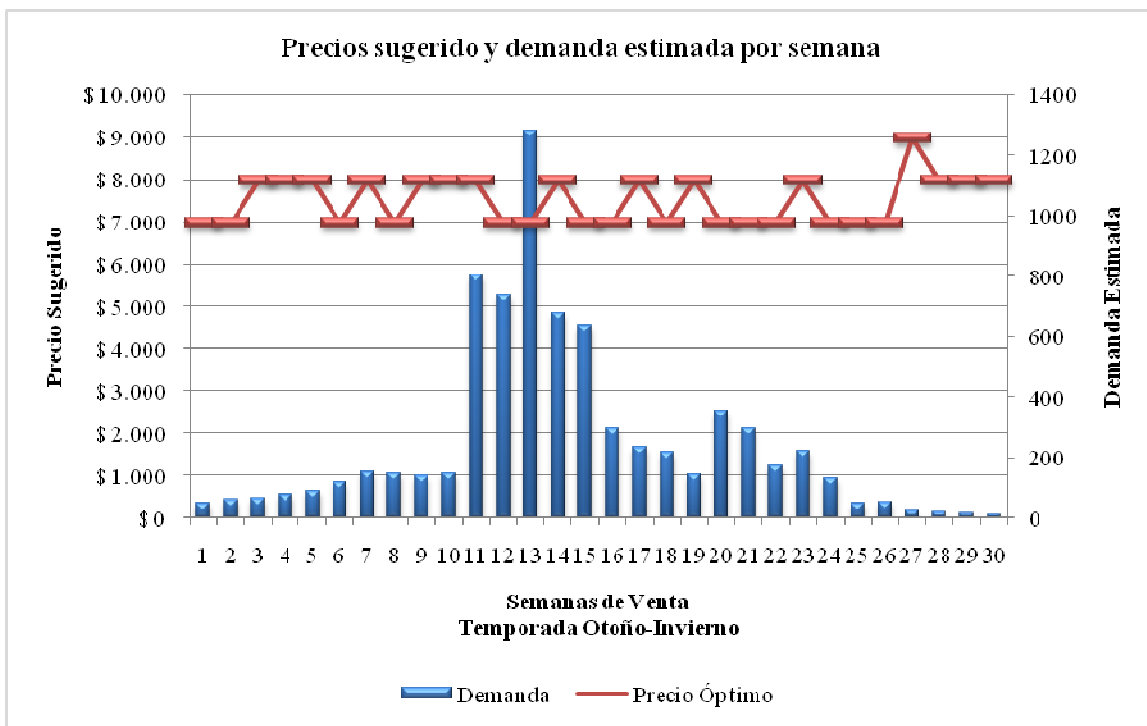


TABLA 23: RESULTADOS PROGRAMACIÓN

<b>Resultados</b>	
<b>Ingreso Obtenido</b>	<b>\$ 54.735.210</b>
<b>Unidades vendidas</b>	7.420
<b>Inventario restante</b>	5

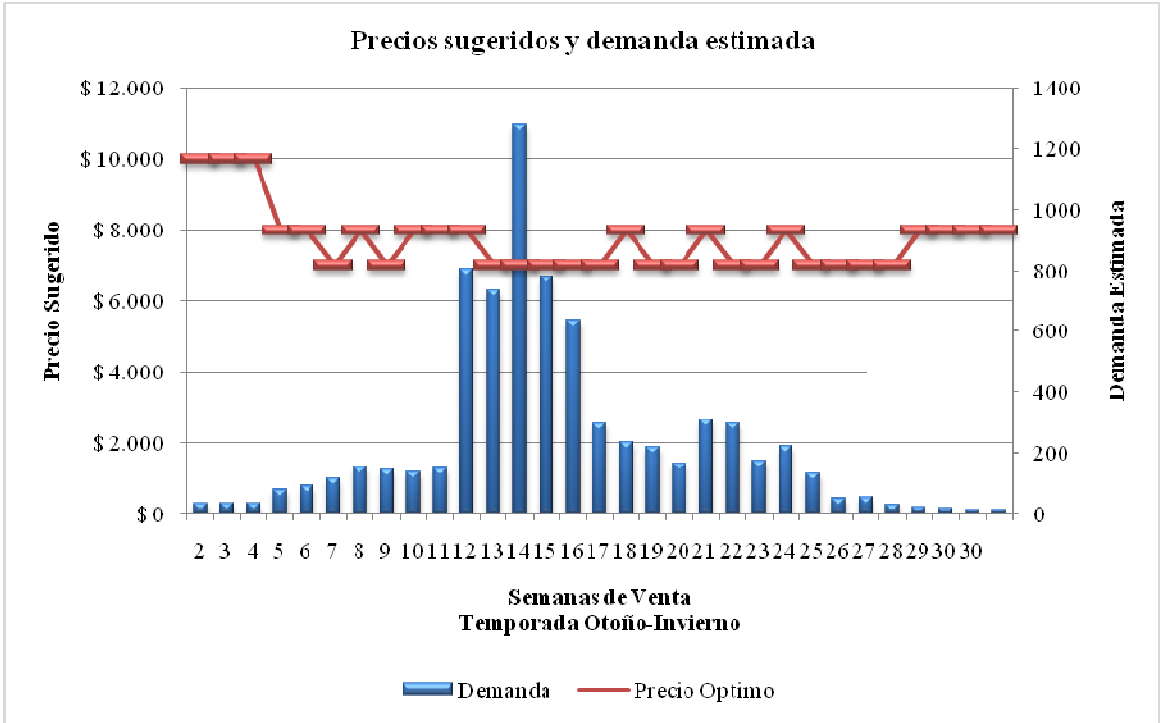
Fuente: Elaboración Propia

Los resultados obtenidos concuerdan con los esperados ya que el modelo maximiza el ingreso ( $P \cdot Q$ ). Se observa además que presenta un bajo inventario restante al final de la temporada ya que el modelo de estimación de demanda ajusta bien al inventario inicial.

El modelo estimación de demanda plantea que a precios altos los productos se demandarán de todas maneras porque existen clientes dispuestos a comprar a ese precio, lo que puede constituir una sobrestimación del modelo.

Los precios obtenidos fluctúan entre el 60% y 90% del precio inicial del producto ya que el modelo al no tener penalizaciones de inventario, maximiza el ingreso escogiendo en cada etapa el precio  $\times$  unidades ( $q$ ) máximo. Los precios correspondientes a las semanas iniciales fueron \$6993 y \$7992, lo que no concuerda con las políticas de la empresa, ya que inicialmente los productos deben permanecer con el precio inicial determinado. Se estableció por tanto que al menos se debería mantener el precio inicial durante las 3 primeras semanas de la temporada.

FIGURA 18: PRECIOS SUGERIDOS Y DEMANDA ESTIMADA II, MANTENIENDO EL PRECIO INICIAL POR 3 SEMANAS



**TABLA 24: RESULTADO PROGRAMACIÓN DINÁMICA CON PRECIOS INICIALES ALTOS**

Resultados	
<b>Ingreso Obtenido</b>	<b>\$ 54.440.505</b>
<b>Unidades Vendidas</b>	7.425
<b>Inventario Restante</b>	0

*Fuente: Elaboración Propia*

El ingreso percibido en este caso es ligeramente menor, pero el resultado cumple con mantener durante las primeras semanas el precio alto. Presenta una estructura similar de precios posterior a la semana 3, lo que indica que la restricción impuesta no alteró la maximización de ingresos.

- Resultados obtenidos considerando multas por quiebres de stock e inventario restante. El costo de quiebre de stock considera el precio menos el costo (margen) que el consumidor estaría dispuesto a pagar multiplicado por las unidades no satisfechas ( $demanda > inventario$ ), y el costo de inventario restante se define como las unidades sobrantes al término de la temporada por el costo del producto.

**TABLA 25: PARÁMETROS PROGRAMACIÓN DINÁMICA CONSIDERANDO MULTAS**

Parámetros	Valores
<b>Número de etapas</b>	30
<b>Número de precios</b>	10
<b>Inventario Inicial</b>	7.425
<b>Precio Inicial</b>	\$9.990
<b>Costo Inventario Restantes</b>	3.462
<b>Costo quiebres de inventario</b>	$(Precio-Costo) * Q_{demanda\ no\ satisfecha}$

*Fuente: Elaboración Propia*



FIGURA 19: RESULTADOS PROGRAMACIÓN DINÁMICA CON COSTOS

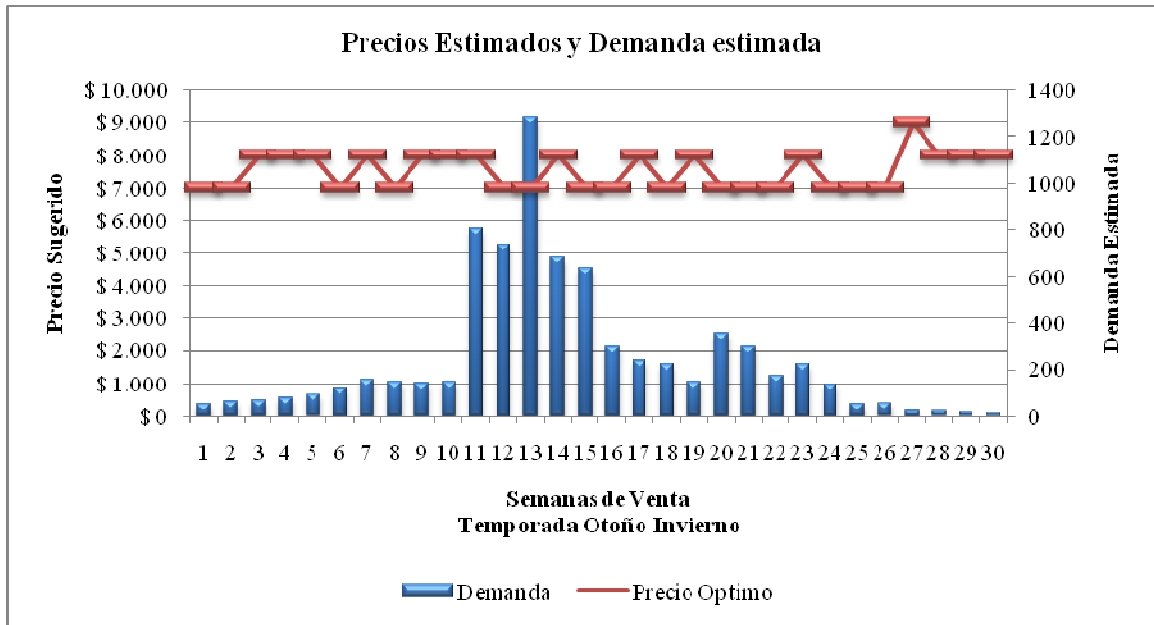


TABLA 26: RESULTADOS PROGRAMACIÓN DINÁMICA CON COSTOS

Resultados	
Ingreso Obtenido	\$ 54.735.210
Unidades Vendidas	7420
Inventario Restante	5

Fuente: Elaboración Propia

El resultado obtenido tras la incorporación de los costos fue el mismo que sin ellos, ya que el modelo de estimación de demanda se ajusta de manera tal que frente al mismo inventario inicial vende las mismas unidades a lo largo de la temporada, sin considerar los costos de inventario restante ni de quiebres de stock.

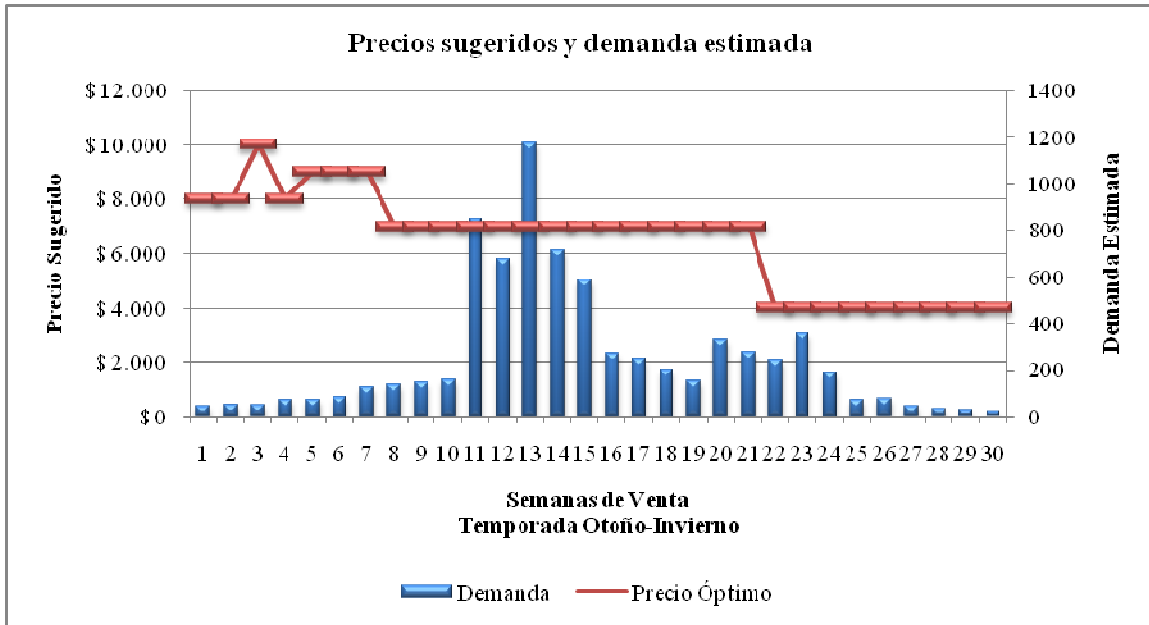
- Considerando un conjunto de precios factibles por tramo. Para cada una de las etapas de la temporada se han definido un conjunto de 4 precios factibles, ya que por política y estrategia de la empresa los precios van disminuyendo a lo largo de la temporada.

TABLA 27: PARÁMETROS PROGRAMACIÓN DINÁMICA CONSIDERANDO MULTAS

Parámetros	Valores
Número de etapas	30
Número de precios	10
Inventario Inicial	7.425
Precio Inicial	\$9.990
Costo Inventario Restantes	3462
Costo quiebres de inventario	$(\text{Precio} - \text{Costo}) * Q_{\text{demanda no satisfecha}}$

Fuente: Elaboración Propia

FIGURA 20: RESULTADOS PROGRAMACIÓN DINÁMICA CON PRECIOS FACTIBLES POR TRAMOO



**TABLA 28: RESULTADOS PROGRAMACIÓN DINÁMICA POR TRAMOS**

<b>Semana (venta)</b>	<b>Beneficio Obtenido</b>
<b>Ingreso Obtenido</b>	<b>\$ 49.637.313</b>
<b>Unidades Vendidas</b>	7425
<b>Inventario Restante</b>	0

*Fuente: Elaboración Propia*

La incorporación de costos de inventario obliga al modelo a fijar precios en función tanto de la demanda como del inventario restante, por lo cual los resultados obtenidos muestran que finalizadas las 30 semanas de venta del producto, el inventario restante es igual a 0, ya que el máximo ingreso obtenido se cumple cuando los costos se reducen a cero. Con respecto a los precios sugeridos, existen pocos cambios de precio durante el transcurso de la temporada, salvo en la etapa “pretemporada”.

En este caso, al imponer en cada etapa un determinado conjunto de precios se obtuvo un ingreso inferior al óptimo presentado en esta misma sección lo que indica que si bien los precios por tramo se asemejan más a la realidad, estos no generan el ingreso máximo, ya que obliga a rematar productos al término de la temporada.

## **5. ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD**

Se realiza un análisis de sensibilidad sobre uno de los parámetros a introducir al modelo de programación dinámica: el inventario inicial. Se espera observar como varía la programación dinámica al introducir un inventario inicial menor, y un inventario inicial mayor al utilizado (7425 unidades).

Algunos resultados se presentan a continuación:

- a) Cambios en el inventario inicial disponible: Inventario menor

Al introducir inventarios menores al inicial (7450 unidades) al modelo de programación dinámica se obtiene que el precio que maximiza los ingresos es \$9990, ya que al existir un inventario reducido este puede ser vendido a lo largo de la temporada sin la necesidad de rematar los productos. Mientras más tiempo se tenga para vender los productos mayor será el número de clientes con alta disposición (clientes Chic) que visitan la tienda y por tanto el o los precios más alto permiten aumentar el beneficio.

Los resultados aquí presentados incorporan costos de quiebres de stock, y de inventario restante.

**TABLA 29: PARÁMETROS ANALISIS DE SENSIBILIDAD INVENTARIO MENOR AL UTILIZADO**

Parámetros	Valores
Número de etapas (entre 1 y 25)	30
Número de precios (entre 1 y 15)	10
Inventario Inicial	3712 (50% del inventario inicial)
Precio Inicial	9990
Costo Inventario	3462

*Fuente: Elaboración Propia*

**TABLA 30: ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD INVENTARIO INICIAL MENOR AL UTILIZADO**

Semana(venta)	Inventario Inicial	Demanda	Inventario Final	Precio Optimo	Beneficio Obtenido
<b>1</b>	3713	33	3679,5	\$ 9.990	\$ 22.177.800
<b>2</b>	3680	41	3638,5	\$ 9.990	\$ 21.848.130
<b>3</b>	3639	49	3589,5	\$ 9.990	\$ 21.438.540
<b>4</b>	3590	58	3531,5	\$ 9.990	\$ 20.949.030
<b>5</b>	3532	68	3463,5	\$ 9.990	\$ 20.369.610
<b>6</b>	3464	78	3385,5	\$ 9.990	\$ 19.690.290
<b>7</b>	3386	117	3268,5	\$ 9.990	\$ 18.911.070
<b>8</b>	3269	97	3171,5	\$ 9.990	\$ 17.742.240
<b>9</b>	3172	105	3066,5	\$ 9.990	\$ 16.773.210
<b>10</b>	3067	112	2954,5	\$ 9.990	\$ 15.724.260
<b>11</b>	2955	612	2342,5	\$ 9.990	\$ 14.605.380

12	2343	489	1854	\$ 9.990	\$ 8.491.500
13	1854	851	1003	\$ 9.990	\$ 3.606.390
14	1003	517	485,5	\$ 9.990	-\$ 4.895.100
15	486	421	64,5	\$ 9.990	-\$ 10.059.930
16	65	196	0	\$ 9.990	-\$ 14.265.720
17	0	179	0	\$ 9.990	-\$ 13.596.390
18	0	145	0	\$ 9.990	-\$ 11.808.180
19	0	109	0	\$ 9.990	-\$ 10.359.630
20	0	235	0	\$ 9.990	-\$ 9.270.720
21	0	197	0	\$ 9.990	-\$ 6.923.070
22	0	114	0	\$ 9.990	-\$ 4.955.040
23	0	169	0	\$ 9.990	-\$ 3.816.180
24	0	87	0	\$ 9.990	-\$ 2.127.870
25	0	33	0	\$ 9.990	-\$ 1.258.740
26	0	35	0	\$ 9.990	-\$ 929.070
27	0	21	0	\$ 9.990	-\$ 579.420
28	0	16	0	\$ 9.990	-\$ 369.630
29	0	12	0	\$ 9.990	-\$ 209.790
30	0	9	0	\$ 8.991	-\$ 89.910

Fuente: Elaboración Propia

Al introducir tan sólo un 50% del inventario inicial, se obtiene un ingreso de\$ 22.177.800 ya que se descuentan los costos de las semanas con quiebre de stock. Aproximadamente el 54% de la temporada permanece sin stock de esta familia de productos.

Al introducir el 75% del inventario inicial, se obtienen los siguientes resultados:

TABLA 31: PARÁMETROS ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD INVENTARIO MENOR AL UTILIZADO II

Parámetros	Valores
Número de etapas (entre 1 y 25)	30
Número de precios (entre 1 y 15)	10
Inventario Inicial	5568 (75% del inventario inicial)
Precio Inicial	9990
Costo Inventario	3462

Fuente: Elaboración Propia

**TABLA 32: ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD, INVENTARIO INICIAL MAYOR AL UTILIZADO II**

Semana(venta)	Inventario Inicial	Demanda	Inventario Final	Precio Optimo	Beneficio Obtenido
1	5568	38	5530	\$ 8.991	\$ 52.799.148
2	5530	41	5489	\$ 8.991	\$ 52.457.490
3	5489	49	5440	\$ 9.990	\$ 52.047.900
4	5440	67	5373	\$ 8.991	\$ 51.558.390
5	5373	78	5295	\$ 8.991	\$ 50.955.993
6	5295	78	5217	\$ 9.990	\$ 50.254.695
7	5217	117	5100	\$ 9.990	\$ 49.475.475
8	5100	97	5003	\$ 9.990	\$ 48.306.645
9	5003	105	4898	\$ 9.990	\$ 47.337.615
10	4898	112	4786	\$ 9.990	\$ 46.288.665
11	4786	701	4085	\$ 8.991	\$ 45.169.785
12	4085	489	3596	\$ 9.990	\$ 38.867.094
13	3596	851	2745	\$ 9.990	\$ 33.981.984
14	2745	593	2152	\$ 8.991	\$ 25.480.494
15	2152	483	1669	\$ 8.991	\$ 20.148.831
16	1669	196	1473	\$ 9.990	\$ 15.806.178
17	1473	179	1294	\$ 9.990	\$ 13.848.138
18	1294	145	1149	\$ 9.990	\$ 12.059.928
19	1149	125	1024	\$ 8.991	\$ 10.611.378
20	1024	235	789	\$ 9.990	\$ 9.487.503
21	789	226	563	\$ 8.991	\$ 7.139.853
22	563	131	432	\$ 8.991	\$ 5.107.887
23	432	194	238	\$ 8.991	\$ 3.930.066
24	238	100	138	\$ 8.991	\$ 2.185.812
25	138	38	100	\$ 8.991	\$ 1.286.712
26	100	40	60	\$ 8.991	\$ 945.054
27	60	21	39	\$ 9.990	\$ 585.414
28	39	16	23	\$ 9.990	\$ 375.624
29	23	14	9	\$ 8.991	\$ 215.784
30	9	9	0	\$ 9.990	\$ 89.910

Fuente: Elaboración Propia

En este caso, dado que el inventario inicial es mayor es posible llegar al término de la temporada evitando los quiebres de stock, y las multas por inventario restante, maximizando el ingreso percibido. Al igual que en el caso anterior dado que existen menos unidades de inventario, y la demanda aumenta al disminuir el precio, el modelo tiende a fijar precios altos ya que siempre existirán clientes con alta disposición a pagar. Este ajuste de los precios en función del inventario inicial permitirá finalizar la temporada sin que se activen los costos asociados a mal manejo de inventario.

b) Cambios al inventario disponible: Inventario mayor

Por otra parte al introducir un inventario mayor al inventario inicial (+50%), el modelo de programación dinámica resulta en políticas de precios bajos, ya que busca minimizar los costos asociados a problemas en el manejo de inventarios.

Los precios fijados fluctúan entre \$3996 y \$4995, es de esperar que mientras mayor inventario inicial los precios sigan descendiendo con el fin de terminar sin inventario al final de la temporada. Sin embargo, a partir de cierto inventario I, el precio alcanzará su mínimo valor, y la demanda no aumentará más, por lo que se comenzarán a generar unidades restantes.

**TABLA 33: ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD INVENTARIO MAYOR**

Semana(venta)	Inventario Inicial	Demanda	Inventario Final	Precio Optimo	Beneficio Obtenido
1	11137	75	11062	\$ 3.996	\$ 48.967.518
2	11062	92	10970	\$ 3.996	\$ 48.667.818
3	10970	97	10873	\$ 4.995	\$ 48.300.186
4	10873	132	10741	\$ 3.996	\$ 47.815.671
5	10741	154	10587	\$ 3.996	\$ 47.288.199
6	10587	154	10433	\$ 4.995	\$ 46.672.815
7	10433	232	10201	\$ 3.996	\$ 45.903.585
8	10201	219	9982	\$ 3.996	\$ 44.744.745
9	9982	238	9744	\$ 3.996	\$ 43.869.621
10	9744	221	9523	\$ 4.995	\$ 42.918.573
11	9523	1386	8137	\$ 3.996	\$ 41.814.678
12	8137	1107	7030	\$ 3.996	\$ 36.276.222
13	7030	1928	5102	\$ 3.996	\$ 31.852.650
14	5102	1171	3931	\$ 3.996	\$ 24.148.362
15	3931	833	3098	\$ 4.995	\$ 19.469.046
16	3098	387	2711	\$ 4.995	\$ 15.308.211
17	2711	354	2357	\$ 4.995	\$ 13.375.146

<b>18</b>	2357	286	2071	\$ 4.995	\$ 11.606.916
<b>19</b>	2071	215	1856	\$ 4.995	\$ 10.178.346
<b>20</b>	1856	464	1392	\$ 4.995	\$ 9.104.421
<b>21</b>	1392	390	1002	\$ 4.995	\$ 6.786.741
<b>22</b>	1002	226	776	\$ 4.995	\$ 4.838.691
<b>23</b>	776	334	442	\$ 4.995	\$ 3.709.821
<b>24</b>	442	173	269	\$ 4.995	\$ 2.041.491
<b>25</b>	269	75	194	\$ 3.996	\$ 1.177.356
<b>26</b>	194	68	126	\$ 4.995	\$ 877.656
<b>27</b>	126	47	79	\$ 3.996	\$ 537.996
<b>28</b>	79	36	43	\$ 3.996	\$ 350.184
<b>29</b>	43	24	19	\$ 4.995	\$ 206.328
<b>30</b>	19	18	1	\$ 4.995	\$ 86.448

*Fuente: Elaboración Propia*

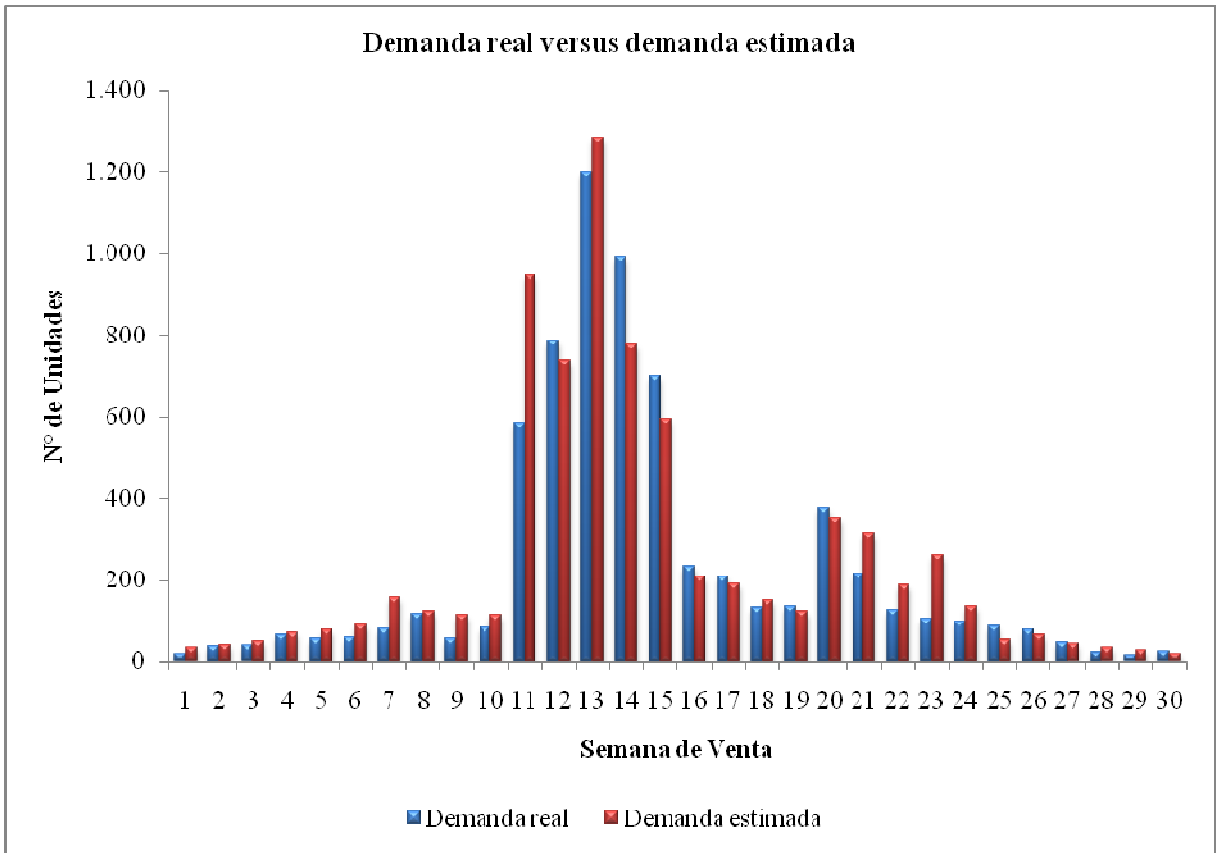
## **6. EVALUACIÓN DE LOS MODELOS UTILIZADOS**

En función de las políticas de precios obtenidas a través del uso de programación dinámica, se evalúan y comparan los resultados entregados por el modelo, y la situación real.

### **6.1. Modelo de estimación de demanda**



FIGURA 21: ESTIMACIÓN DE DEMANDA VERSUS DEMANDA REAL



Fuente: Elaboración Propia

Se observa que la estimación de demanda del modelo sobreestima las ventas reales, pues se asume que el inventario inicial corresponde a la suma de las ventas de la temporada más un 10 % de inventario restante. Por lo tanto, el inventario inicial para el modelo es

Se muestran a continuación algunos indicadores de ajuste del modelo de estimación de demanda:

TABLA 34: INDICADORES DE AJUSTE DEL MODELO DE ESTIMACIÓN DE DEMANDA

Indicador de Ajuste	Valor
<b>Mape Train</b> (20 semanas escogidas aleatoriamente)	37%
<b>Mape Test</b> (10 semanas)	36%
<b>Mape Ponderado Train</b>	28%

<b>Mape Ponderado Test</b>	15%
<b>R<sup>2</sup></b>	0,915

A pesar de lo planteado, el modelo ha presentado buenos indicadores de error de estimación por lo cual se justifica el uso del modelo multiplicativo ya que permite modelar de manera más precisa e incorporando factores relevantes para la estimación de la demanda, consiguiendo un buen ajuste a nivel semanal.

## 6.2. Modelo de programación dinámica

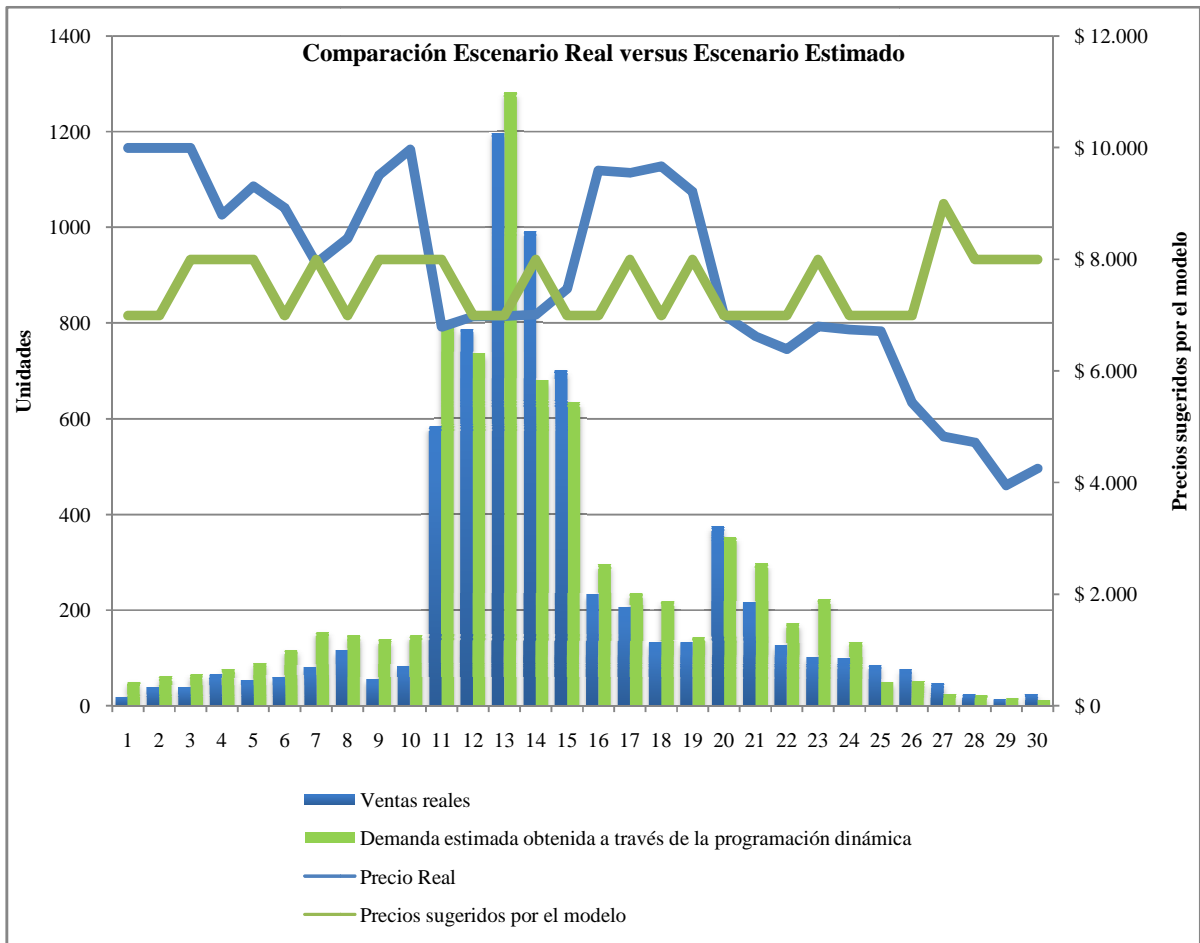
Con respecto a los resultados obtenidos por el modelo de programación dinámica se puede concluir que al comparar las políticas de precios sugeridas por el modelo, y los precios reales, estos se diferencian principalmente por la banda de precios en la que se mueven. Los precios óptimos se mueven por precios medios-alto, sin incluir precios inferiores al 50% del valor inicial.

Los precios reales alcanzan a lo largo de la temporada tanto precios altos como precios bajos, y son estos últimos lo que diferencia a ambos resultados. El resultado de la programación no induce la idea de rematar los productos a muy bajo precio, porque existen clientes dispuestos a pagar por ese producto un precio mayor.

Para analizar el desempeño del modelo de programación dinámica se presenta a continuación una comparación entre 3 escenarios distintos:

- Escenario I: Corresponde a los precios reales fijados por la tienda, y la demanda asociada a esos precios.
- Escenario II: Precio siempre alto (\$9990). Se evalúan los resultados obtenidos del modelo de estimación de demanda al implementar una política de precios siempre altos.
- Escenario III: Precio siempre bajo (\$1990). Se analizan los resultados del modelo de estimación de demanda cuando se fija el precio de venta en un valor bajo.
- Escenario IV: Escenario con precios reales y ventas reales: Se calculan los ingresos reales obtenidos por estos productos.

**TABLA 35: COMPARACIÓN ESCENARIO I Y ESCENARIO IV**



**TABLA 36: INDICADORES DE LOS DISTINTOS ESCENARIOS**

Indicadores	Escenario I	Escenario II	Escenario III	Escenario IV
Demanda estimada	6752	5204	17734	7420
Unidades vendidas	6752	5204	7425	7420
Ingreso (P*Q)	\$ 49.850.100	\$ 51.985.882	\$ 14.775.750	\$ 54.735.210
Margen	\$ 26.476.407	\$ 33.970.354	-\$ 2.447.280	\$ 29.047.170

Inventario Inicial	7425	7425	7425	7425
Unidades restantes	10%	30%	0	0,07%
Tiempo sin stock	0	0%	57%	0%
Ingreso-costos de inventario	\$ 47.518.443	\$ 44.296.060	\$ 14.775.750	\$ 54.717.900

*Fuente: Elaboración Propia*

Al comparar los ingresos obtenidos por los distintos escenarios, las opciones de precios propuestas representan un aumento del ingreso del 10% aproximadamente con respecto a los ingresos reales.

Por otra parte si comparamos el margen obtenido por ambos modelos, el propuesto genera márgenes del orden de los 29 millones de pesos, en cambio, la situación real presenta un margen de 26,5 millones.

Al comparar los ingresos obtenidos descontando el inventario restante, bajo el supuesto que en la situación real existe un 10% aprox. de productos sin vender, el modelo de precios óptimos se impone por sobre la situación real con un 13% más de ingresos obtenidos.

Salvo el modelo que vende los productos a precio alto, el resto de los modelos termina la temporada con inventario 0 o restante.

## **7. CONCLUSIONES**

Esta memoria aborda el tema de la determinación de precios óptimos en tiendas por departamento considerando aspectos de inventario. Del desarrollo de este trabajo se presentan las siguientes conclusiones:

### **7.1. SOBRE LOS OBJETIVOS**

El principal objetivo de esta memoria se cumplió al desarrollar el modelo de *Pricing* dinámico que a través de los resultados que entrega, permite determinar qué descuento ofrecer, en qué

momento y a quienes. El descuento en el precio y el momento en que se aplica el descuento se determina a través del modelo de *pricing* dinámico, que sugiere el precio óptimo que maximiza los ingresos a lo largo de la temporada, para cada semana de venta del producto. El “a quienes ofrecer” se determina a través de la segmentación de clientes realizada, la que caracteriza a los distintos grupos según su disposición a pagar, con respecto a los productos de moda.

El objetivo de diseñar y construir una herramienta computacional que permita ajustar los precios de manera semanal en respuesta a cambios en la demanda, se cumplió al construir un modelo de programación dinámica utilizando Microsoft Excel y el lenguaje Visual Basic.

## **7.2. RESULTADOS DE LOS MODELO**

El modelo multiplicativo de estimación de demanda presenta un buen ajuste con respecto a la demanda real, tanto a nivel puntual como global. Por lo tanto es posible concluir que el modelo funciona con este tipo de productos, pues permite capturar el efecto que tienen sobre la demanda el tiempo, el precio y las promociones. Cada una de las funciones creadas para modelar la influencia de estos factores se estimó procurando evitar el sobreajuste de los parámetros sobre los datos reales.

En particular destaca la función estacionalidad ya que su construcción sólo depende del inventario inicial y del número de semanas que tiene una temporada. La forma de la curva propuesta logra representar el comportamiento de varias familias de productos, lo que hace extensible este modelo a distintos producto de moda.

Los resultados obtenidos muestran que el modelo de estimación de demanda presenta un buen ajuste tanto a nivel local como a nivel global, con errores de estimación del 27% para la base *train* (70% de la muestra) y del 26% para la base *test* (30% restante).

La programación dinámica cumple su objetivo de maximizar el ingreso esperado en cada subetapa, según se observa en los resultados. Las opciones de precios óptimos obtenidas por el modelo dependen en gran medida de la estimación de demanda, por lo cual la obtención de mejores soluciones radica básicamente en mejoras a ese modelo.

Los resultados obtenidos presentan poca variabilidad de precios, ya que en el mejor de los casos la programación selecciona 4 de las 10 opciones de precios introducidas. Esto puede deberse a errores en la estimación de la elasticidad precio, a pesar de las correcciones y supuestos ya realizados sobre esta función. Una forma de corregir esta problemática sería obtener, a partir de datos históricos relativos a familias de productos de iguales características, un valor promedio de la elasticidad precio y asumir que esa elasticidad es válida para cierto tipo de productos.

Con respecto a los tiempos de resolución, estos dependen particularmente de los inventarios iniciales y de la cantidad de precios distintos a evaluar. Los modelos con un número de precios factibles reducido (4) tardan como mínimo 7 minutos aproximadamente. Por otra parte, considerando un inventario inicial alto (11.000 unidades) y 10 opciones de precios, el tiempo de resolución es de 3,5 horas. Dados los tiempos de resolución del modelo sería conveniente evaluar algún otro lenguaje de programación que permita obtener resultados más rápidos para inventarios de más de 10.000 unidades. En este caso, se optó por realizar la programación en Visual Basic, principalmente por la interfaz gráfica que proporciona Excel, pero softwares matemáticos como Matlab podrían mejorar los tiempos de resolución.

Con respecto a los costos de inventario, el castigo por inventario sobrante al final de la temporada utilizado en este estudio constituye una cota inferior para este tipo de costos ya que por simplicidad se asumió como el número de unidades restante multiplicado por el costo del producto. Sin embargo, la existencia de bodegas o tiendas que permitan vender estos productos fuera de temporada tiene implicado un sin número de costos asociados que no se consideraron en esta ocasión, pero que deberían analizarse más detenidamente, para establecer un valor representativo de los costos reales de terminar con inventario al final de la temporada. Así también se debe analizar cuál es el valor real de los quiebres de stock, los que se asumieron por simplicidad como el margen multiplicado por la demanda no satisfecha.

Con respecto al análisis de sensibilidad se puede concluir que a menores niveles de inventario inicial, se producen quiebres de stock y los resultados tienden a ser de precios altos, ya que según el modelo de estimación de demanda a lo largo de la temporada siempre existirán clientes con alta disposición a pagar. Por otra parte, al disponer de un inventario inicial mayor a 7425 unidades se termina con inventario sobrante al final de la temporada. Los precios sugeridos en este caso son bajos pues es necesario vender una alta cantidad de productos durante el periodo de venta, con el fin de minimizar los costos de inventario restante.

Finalmente los resultados obtenidos de la programación dinámica indican que con la implementación del modelo es posible obtener un aumento del ingreso en un 10% con respecto a la situación real, tanto por el aumento de las unidades vendidas, como por el aumento del ingreso obtenido a lo largo de la temporada. Al imponer algunas restricciones, como un conjunto de precios factibles o costos de inventario restante, la solución se aleja de la frontera eficiente y se obtienen menores resultados.

La segmentación de clientes otorga otra perspectiva de la dinámica de los productos de moda, ahora con foco en los que este tipo de productos. Esta segmentación permite determinar a quienes realizar ofertas focalizadas en función de su disposición a pagar. Como resultado, se identificó 2 segmentos de clientes con alta tendencia a realizar compras al comienzo de las temporadas, y por consiguiente, dispuestos a pagar un alto precio por esos productos. Estos segmentos se

identificaron como los clientes “Chic”, y se diferencian principalmente por su consumo anual: uno de ellos es de alto consumo anual en monto (30% de los clientes) y el otro es un comprador de bajo consumo (12,5%). Las acciones focalizadas sobre estos clientes deben apuntar a incentivar la compra durante la pretemporada, con énfasis en publicidad de las nuevas tendencias. Además se identificaron dos segmentos de clientes cuyas compras las realizan mayoritariamente en la segunda mitad de la temporada, ya que buscan productos en liquidación o con descuentos interesantes. Estos segmentos se denominaron “buscadoras de promociones”, y dentro de este, existen dos perfiles, el cliente ocasional (34%), y el cliente habitual (14,4%), diferenciándose así por su frecuencia de compra. Las acciones para estos clientes deben apuntar a aumentar su ticket promedio, adelantando su consumo a través de publicidad que enfatice periodos de descuentos (determinados por el modelo de pricing dinámico) previos a los periodos de liquidación, extrayendo así un mayor excedente del consumidor.

También se identificó un segmento de clientes promedio (7,5% de los clientes) que principalmente realiza compras en temporada otoño-invierno, a diferencia de los demás segmentos que mayoritariamente compran en primavera-verano. El segmento *Outliers* de alto consumo representa tan sólo al 1,2% de los clientes.

Al analizar algunas de las variables utilizadas para segmentar se puede concluir con respecto a los segmentos identificados que se diferencian básicamente por la visión que los clientes tienen de la tienda, ya que se puede deducir del consumo de productos de temporada que algunos grupos ven a la empresa como una simple tienda de ropa, y otros grupos que tienen una visión más integral, y por lo tanto consumen no sólo en los departamento de vestuario femenino y masculino, sino también en otros departamentos.

Además se distinguen los clientes con alta disposición a pagar, ya que gran parte de sus compras en las categorías de vestuario femenino y masculino las realizan al comienzo de la temporada, cuando el producto tiene su mayor precio. Por otra parte destacan también las compradoras “buscadoras de promociones” que suelen comprar una vez que comienzan la posttemporada.

La implementación de cada uno de los modelos analizados, incluida la segmentación de clientes contribuirá a mejorar los ingresos y márgenes que generan los productos de moda, a través de la determinación de precios óptimos que maximicen los ingresos de la temporada, y de la generación de ofertas focalizadas para cada uno de los segmentos en función de las características y preferencias de cada grupo, obteniendo así un mayor excedente del consumidor.

### **7.3. APLICABILIDAD DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS**

Uno de los objetivos específicos de este trabajo fue determinar la validez y aplicabilidad de los distintos modelos estudiados en productos de diferentes características. Con respecto al modelo de estimación de demanda, es posible concluir que el nivel de agregación de datos es relevante en la calidad de los resultados ya que cuando existen bajos niveles de ventas promedio semanal no es posible apreciar los aumentos de demanda ante disminuciones de precios, o las variaciones son muy pequeñas. El nivel de transacciones semanales repercute directamente en los resultados del modelo de programación dinámica, por lo cual es importante aplicar ciertos criterios para escoger sobre qué tipo de familias de productos es factible aplicar este modelo multiplicativo.

Para poder aplicar el modelo sobre una familia de productos es necesario que se cumpla:

- Productos con un alto promedio de ventas semanales

Se detectaron problemas al aplicar el modelo de estimación de demanda sobre productos con bajas ventas promedio semanales, ya que el incremento de las ventas en función de rebajas en el precio no se veía reflejado cuando se trabajaba con pocas unidades (50 unidades semanales)

- Productos que presenten varios cambios de precios a lo largo de la temporada.(al menos 5 cambios)<sup>13</sup>

Se sugiere aplicar los modelos sobre productos de marcas propias ya que típicamente son estos productos los que poseen un componente altamente estacional y los que participan de los periodos de rebajas o promociones. Se sugiere trabajar con productos de alto precio inicial pues presentan más variaciones de precios de lo largo de la temporada.

Algunas de las pruebas realizadas en este estudio demostraron que los productos deben al menos poseer 100 unidades semanales (límite inferior) para que variaciones de la demanda ante algunos factores sean perceptibles. En este caso, se trabajó con un grupo de productos de plena temporada, que registraba en promedio 400 transacciones por semana.

#### **7.4. TRABAJOS FUTUROS**

Una de las líneas de investigación que no fue desarrollada en esta memoria fue la utilización de modelos más complejos para la estimación de demanda, como por ejemplo, modelos

---

<sup>13</sup> 12 Ver gráfico en la página



bayesianos<sup>14</sup>. En este estudio se trabaja precisamente con productos de moda de tiendas por departamento, y se plantea un modelo Bayesiano para resumir la información de ventas y precios históricos de manera eficiente, con el fin de optimizar los ingresos de un determinado stock de artículos en un horizonte finito. El abordar el objetivo principal de esta memoria con nuevas metodologías es una de las líneas de trabajos futuros que se podrían abordar.

En esta memoria tampoco se abordó la problemática de las elasticidades precio-cruzada y del efecto sustitución entre los productos de vestuario de similares características, lo que podría contribuir a aumentar los ingresos a través de la determinación de precios de un conjunto de productos en función de las demandas estimadas considerando estos efectos.

Otra de las aristas que se podría explorar es el desarrollo de un modelo de estimación de demanda que a través de los datos de venta diarios o semanales de la temporada en curso, vaya ajustando la demanda futura estimada en función de los datos reales.

## 8. BIBLIOGRAFÍA Y FUENTES DE INFORMACIÓN

[1] BAYTELMAN FINKELSTEIN DANIELA, 2002. Método de estimación de demanda para una familia de productos estacionales en una tienda comercial. Memoria Ingeniería Civil Industrial, Santiago, Chile. Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas.

[2] BERRY, M.J., and LINOFF G., 1997. Data Mining Techniques: For Marketing, Sales, and customer relationship management. New York: John Wiley & Sons.

[3] BITRAN, G., R. CALDENTEY, 2003. An Overview of *Pricing* Models for Revenue Management. Management Science, Vol. 5, No. 3, Summer 2003, 203-229.

---

<sup>14</sup> “*Style goods pricing with demand learning*” de los autores Alper Şen y Alex X. Zhang [12].

- [4] BITRÁN, G., R. CALDENTEY, S. MONDSCHHEIN, 1998. Coordinating clearance markdown sales of seasonal products in Retail Chains, *Operations Research*, Volumen 46, n°5, páginas 609-622
- [5] BUSTOS TURU, CLAUDIA GABRIELA, 2006. Determinación de precios base para una categoría de productos, Universidad de Chile, Facultad de Ciencia Físicas y Matemática, Departamento de de Ingeniería Industrial.
- [6] CALDENTEY MORALES RENÉ ANTONIO, 1995. Políticas de precio para bienes perecibles. Memoria Ingeniería Civil Industrial, Santiago, Chile. Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas.
- [7] DE JAIME Y ESLAVA, JOSÉ; 2007, *Pricing: Nuevas estrategias de precios*, ESIC editorial.
- [8] ELMAGHRABY WEDAD, KESKINOC AK PINAR; *Dynamic pricing in the Presence of Inventory Considerations: Research Overview, Current Practices, and Future Directions*, School of Industrial and Systems Engineering, Georgia Institute of Technology, Atlanta, Georgia.
- [9] FLORES BARRERA, CLAUDIO; 2006, *La economía, Virtudes e inconvenientes: manual básico para «no economistas»*, Santiago de Chile, RIL editores, 1° Edición, 450 p.
- [10] KALYANAM, KIRTHI; 1996, *Pricing Decision under demand uncertainty: A Bayesian Mixture Model Approach*. *Marketing Science*, Vol. 15, No 3, pp207-221
- [11] PARADA TRONCOSO GUILLERMO ANDRÉS, 2005. Políticas dinámicas de precio en mercados competitivos. Memoria Ingeniería Civil Industrial, Santiago, Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas.
- [12] ŞEN ALPER; ZHANG ALEX X.; *Style goods pricing with demand learning*, 2009. *European Journal of Operational Research* 196, pp.1058–1075.
- [13] SMITH, STEPHEN A.; ACHABAL, DALE D., 1998; *Clearance pricing and inventory policies for retail chains*. *Management Science* (0025-1909), Vol.44,Iss.3;p.285-300

- [14] SMITH, STEPHEN A;AGRAWAL NARENDRA;MCINTYRE SHELBY H.,1998; A discrete optimization model for seasonal merchandise planning, Journal of Retailing; Volumen 74,Iss 2; p.193
- [15] VÁSQUEZ D., JACQUELINE A., 2009.Modelo de *pricing* dinámico para productos de moda en una tienda por departamento. Universidad de Chile, Facultad de Ciencia Físicas y Matemática, Departamento de de Ingeniería Industrial.
- [16] WEBER RICHARD, Data Mining en la Empresa y en las Finanzas Utilizando Tecnologías Inteligentes, REVISTA INGENIERÍA DE SISTEMAS VOLUMEN XIV, N° 1, JUNIO 2000

## 9. ANEXOS

Anexo A : Correlación variables de segmentación.

TABLA 37: COEFICIENTES DE CORRELACIÓN

Tau_b de Kendall		Porcentaje_gasto_vest_fem	Porcentaje_gasto_vest_masc	Porcentaje_gasto_tot_prod_temporada	Compras temporada a invierno sobre el total(inv+ver)	Número de productos comprados a precio lleno con respecto a la temporada	Monto gastado en compras precio lleno, con respecto a el monto tot gastado	Edad	Tamaño_cliente_compras_anuales
<b>Porcentaje_gasto_vest_fem</b>	Coefficiente de correlación	1,000	-,173(**)	,687(**)	,130(**)	,113(**)	,108(**)	,050(*)	-,435(**)
	Sig. (bilateral)	.	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,020	0,000
	N	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	997	1.000
<b>Porcentaje_gasto_vest_masc</b>	Coefficiente de correlación	-,173(**)	1,000	,173(**)	0,036	-0,016	-0,011	0,034	,144(**)
	Sig. (bilateral)	0,000	.	0,000	0,149	0,494	0,640	0,137	0,000
	N	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	997	1.000
<b>Porcentaje_gasto_tot_prod_temporada</b>	Coefficiente de correlación	,687(**)	,173(**)	1,000	,111(**)	,088(**)	,086(**)	,064(**)	-,399(**)
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000	.	0,000	0,000	0,000	0,003	0,000
	N	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	997	1.000
<b>Compras temporada</b>	Coefficiente de	,130(**)	0,036	,111(**)	1,000	-0,004	-0,009	,055(*)	,088(**)

<b>invierno sobre el total(inv+ver)</b>	correlación								
	Sig. (bilateral)	0,000	0,149	0,000	.	0,887	0,717	0,021	0,000
	N	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	997	1.000
<b>Número de productos comprados a precio lleno con respecto a la temporad</b>	Coficiente de correlación	,113(**)	-0,016	,088(**)	-0,004	1,000	,918(**)	-0,003	0,006
	Sig. (bilateral)	0,000	0,494	0,000	0,887	.	0,000	0,906	0,782
	N	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	997	1.000
<b>Monto gastado en compras precio lleno, con respecto a el monto tot gastado</b>	Coficiente de correlación	,108(**)	-0,011	,086(**)	-0,009	,918(**)	1,000	-0,006	0,008
	Sig. (bilateral)	0,000	0,640	0,000	0,717	0,000	.	0,808	0,713
	N	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	997	1.000
<b>Edad</b>	Coficiente de correlación	,050(*)	0,034	,064(**)	,055(*)	-0,003	-0,006	1,000	-0,033
	Sig. (bilateral)	0,020	0,137	0,003	0,021	0,906	0,808	.	0,120
	N	997	997	997	997	997	997	997	997
<b>Tamaño_cliente_compras anuales</b>	Coficiente de correlación	-,435(**)	,144(**)	-,399(**)	,088(**)	0,006	0,008	-0,033	1,000
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000	0,000	0,000	0,782	0,713	0,120	.
	N	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	997	1.000

Fuente: Elaboración Propia

TABLA 38: CORRELACIÓN VARIABLES SEGMENTACIÓN

Rho de Spearman		Porcentaje_gasto_vest_fem	Porcentaje_gasto_vest_masc	Porcentaje_gasto_tot_prod_temporada	Compras temporada invierno sobre el total(inv+ver)	Número de productos comprados a precio lleno con respecto a la temporad	Monto gastado en compras precio lleno, con respecto a el monto tot gastado	Edad	Tamaño_cliente_compras anuales
<b>Porcentaje_gasto_vest_fem</b>	Coficiente de correlación	1,000	-,253(**)	,842(**)	,171(**)	,152(**)	,147(**)	,075(*)	-,609(**)
	Sig. (bilateral)	.	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,018	0,000
	N	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	997	1.000
<b>Porcentaje_gasto_vest_masc</b>	Coficiente de correlación	-,253(**)	1,000	,189(**)	0,046	-0,022	-0,015	0,046	,220(**)
	Sig. (bilateral)	0,000	.	0,000	0,145	0,488	0,635	0,144	0,000
	N	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	997	1.000
<b>Porcentaje_gasto_tot_prod_temporada</b>	Coficiente de correlación	,842(**)	,189(**)	1,000	,145(**)	,119(**)	,116(**)	,095(**)	-,568(**)
	Sig.	0,000	0,000	.	0,000	0,000	0,000	0,003	0,000

	(bilateral)								
	N	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	997	1.000
<b>Compras temporada invierno sobre el total(inv+ver)</b>	Coefficiente de correlación	,171(**)	0,046	,145(**)	1,000	-0,005	-0,010	,073(*)	,119(**)
	Sig. (bilateral)	0,000	0,145	0,000	.	0,865	0,750	0,021	0,000
	N	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	997	1.000
<b>Número de productos comprados a precio lleno con respecto a la temporada</b>	Coefficiente de correlación	,152(**)	-0,022	,119(**)	-0,005	1,000	,983(**)	-0,004	0,008
	Sig. (bilateral)	0,000	0,488	0,000	0,865	.	0,000	0,898	0,799
	N	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	997	1.000
<b>Monto gastado en compras precio lleno, con respecto a el monto tot gastado</b>	Coefficiente de correlación	,147(**)	-0,015	,116(**)	-0,010	,983(**)	1,000	-0,008	0,011
	Sig. (bilateral)	0,000	0,635	0,000	0,750	0,000	.	0,801	0,726
	N	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	997	1.000
<b>Edad</b>	Coefficiente de correlación	,075(*)	0,046	,095(**)	,073(*)	-0,004	-0,008	1,000	-0,049
	Sig. (bilateral)	0,018	0,144	0,003	0,021	0,898	0,801	.	0,121
	N	997	997	997	997	997	997	997	997
<b>Tamaño_cliente_compras_anuales</b>	Coefficiente de correlación	-,609(**)	,220(**)	-,568(**)	,119(**)	0,008	0,011	-0,049	1,000
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000	0,000	0,000	0,799	0,726	0,121	.
	N	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	997	1.000

Fuente: Elaboración Propia

Anexo B : Nivel de agregación de datos existentes

FIGURA 22: POSIBLES NIVELES DE AGREGACIÓN DE DATOS



Fuente: Elaboración Propia

Anexo C : Resultados segmentación 6 clusters

**TABLA 39: SEGMENTACIÓN, 6 CLUSTERS**

Centroides	Compras temporada invierno sobre el total* (inv+ver)		Número de productos comprados a precio lleno con respecto a la temporada*		Porcentaje gasto total en productos de temporada (vestuario femenino + vestuario Masculino)		Tamaño cliente según compras anuales**	
Conglomerado	Media	Desv. Típica	Media	Desv. típica	Media	Desv. típica	Media	Desv. Típica
<b>1</b>	10%	0,15	9%	0,13	22%	0,14	1,18	0,98
<b>2</b>	7%	0,14	75%	0,22	23%	0,13	1,35	1,26
<b>3</b>	9%	0,15	18%	0,21	81%	0,18	0,28	0,28
<b>4</b>	87%	0,19	50%	0,43	48%	0,32	0,75	0,94
<b>5</b>	7%	0,15	89%	0,16	71%	0,21	0,32	0,38
<b>Valor atípico (-1)</b>	11%	0,16	48%	0,38	12%	0,1	10,64	5,29
<b>Combinados</b>	16%	0,27	41%	0,39	36%	0,28	1,11	1,54

Fuente: Elaboración Propia

Anexo D :Correlación entre variables, regresión lineal

**TABLA 40: RESULTADOS MODELOS DE REGRESIÓN LINEAL CON PROBLEMAS DE COLINEALIDAD PARA ESTIMACIÓN DE LA DEMANDA**

Producto Agrupado (temporada otoño-invierno 2009)	Variables Predictoras	Betas	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> corregido
<b>POLERA 152-000-158 MARCA PROPIA</b>	• Porcentaje Descuento	4,782	0,783	0,740
	• Monto Pagado	0,026		
	• Precio Lista	-0,26		
	• Liquidaciones	3,967		
	• Constante	-4,017		
<b>CHALECO 180-000-030 MARCA PROPIA</b>	• Porcentaje de descuento	-33,332	0,777	0,732
	• Monto pagado	-0,002		
	• Precio Lista	0,002		
	• Liquidaciones	2,210		
	• Constante	9,476		
<b>POLERA 152-000-147 MARCA PROPIA</b>	• Semana de la temporada	-0,952	0,277	0,132
	• Porcentaje de descuento	0,565		
	• Liquidaciones	5,371		
	• Precio Lista	-0,002		
	• Constante	44,871		
<b>BLAZER 161-SIO-</b>	• Semana de la temporada	-2,133	0,808	0,779

<b>045 SIGNUS</b>	•	Porcentaje de descuento	0,463		
	•	Avance	16,763		
	•	Monto Pagado	0,001		
	•	Precio Lista	-0,004		
	•	Constante	94,748		

Fuente: Elaboración Propia

CorrelacionesProd\_key721105001

		Semana del año	Semana de la temporada	Semana de venta	Unidades Vendidas	Precio Lista	Monto pagado	Descuento
<b>Semana del año</b>	Correlación de Pearson	1	1,000(**)	1,000(**)	0,089	-,803(**)	-,798(**)	-,494(*)
	Sig. (bilateral)		0,000	0,000	0,673	0,000	0,000	0,012
	N	25	25	25	25	25	25	25
<b>Semana de la temporada</b>	Correlación de Pearson	1,000(**)	1	1,000(**)	0,089	-,803(**)	-,798(**)	-,494(*)
	Sig. (bilateral)	0,000		0,000	0,673	0,000	0,000	0,012
	N	25	25	25	25	25	25	25
<b>Semana de venta</b>	Correlación de Pearson	1,000(**)	1,000(**)	1	0,089	-,803(**)	-,798(**)	-,494(*)
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000		0,673	0,000	0,000	0,012
	N	25	25	25	25	25	25	25
<b>Unidades Vendidas</b>	Correlación de Pearson	0,089	0,089	0,089	1	-0,246	-0,280	-0,074
	Sig. (bilateral)	0,673	0,673	0,673		0,236	0,174	0,724
	N	25	25	25	25	25	25	25
<b>Precio lista</b>	Correlación de Pearson	-,803(**)	-,803(**)	-,803(**)	-0,246	1	,945(**)	,719(**)

	Sig. (bilateral)	0,000	0,000	0,000	0,236		0,000	0,000
	N	25	25	25	25	25	25	25
<b>Monto Pagado</b>	Correlación de Pearson	-,798(**)	-,798(**)	-,798(**)	-0,280	,945(**)	1	,452(*)
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000	0,000	0,174	0,000		0,023
	N	25	25	25	25	25	25	25
<b>Descuento</b>	Correlación de Pearson	-,494(*)	-,494(*)	-,494(*)	-0,074	,719(**)	,452(*)	1
	Sig. (bilateral)	0,012	0,012	0,012	0,724	0,000	0,023	
	N	25	25	25	25	25	25	25
<b>Porcentaje descuento</b>	Correlación de Pearson	-,443(*)	-,443(*)	-,443(*)	0,137	,630(**)	0,351	,971(**)
	Sig. (bilateral)	0,027	0,027	0,027	0,513	0,001	0,086	0,000
	N	25	25	25	25	25	25	25
<b>Semana de la temporada</b>	Correlación de Pearson	1,000(**)	1,000(**)	1,000(**)	0,089	-,803(**)	-,798(**)	-,494(*)
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000	0,000	0,673	0,000	0,000	0,012
	N	25	25	25	25	25	25	25
<b>Liquidación</b>	Correlación de Pearson	0,079	0,079	0,079	0,289	-0,027	-0,161	0,266
	Sig. (bilateral)	0,706	0,706	0,706	0,161	0,897	0,443	0,199
	N	25	25	25	25	25	25	25
<b>Fecha Especial</b>	Correlación de Pearson	-0,358	-0,358	-0,358	-0,156	0,389	,438(*)	0,130
	Sig. (bilateral)	0,079	0,079	0,079	0,455	0,055	0,029	0,535
	N	25	25	25	25	25	25	25
<b>Avance de</b>	Correlación	-0,045	-0,045	-0,045	-0,070	-0,299	-0,226	-0,335



<b>temporada</b>	de Pearson							
	Sig. (bilateral)	0,830	0,830	0,830	0,739	0,146	0,278	0,101
	N	25	25	25	25	25	25	25
<b>Porcentaje descuento precio inicial</b>	Correlación de Pearson	,798(**)	,798(**)	,798(**)	0,280	-,945(**)	-1,000(**)	-,452(*)
	Sig. (bilateral)	0,000	0,000	0,000	0,174	0,000	0,000	0,023
	N	25	25	25	25	25	25	25
** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).								
* . La correlación es significante al nivel 0,05 (bilateral).								

Fuente: Elaboración Propia

#### Correlaciones Prod\_key721105001

		Porcentaje descuento	Semana de la temporada	Liquidación	Fecha Especial	Avance de temporada	Porcentaje descuento precio inicial
<b>Semana del año</b>	Correlación de Pearson	-,443(*)	1,000(**)	0,079	-0,358	-0,045	,798(**)
	Sig. (bilateral)	0,027	0,000	0,706	0,079	0,830	0,000
	N	25	25	25	25	25	25
<b>Semana de la temporada</b>	Correlación de Pearson	-,443(*)	1,000(**)	0,079	-0,358	-0,045	,798(**)
	Sig. (bilateral)	0,027	0,000	0,706	0,079	0,830	0,000
	N	25	25	25	25	25	25
<b>Semana de venta</b>	Correlación de Pearson	-,443(*)	1,000(**)	0,079	-0,358	-0,045	,798(**)
	Sig. (bilateral)	0,027	0,000	0,706	0,079	0,830	0,000
	N	25	25	25	25	25	25

<b>Unidades Vendidas</b>	Correlación de Pearson	0,137	0,089	0,289	-0,156	-0,070	0,280
	Sig. (bilateral)	0,513	0,673	0,161	0,455	0,739	0,174
	N	25	25	25	25	25	25
<b>Precio lista</b>	Correlación de Pearson	,630(**)	-,803(**)	-0,027	0,389	-0,299	-,945(**)
	Sig. (bilateral)	0,001	0,000	0,897	0,055	0,146	0,000
	N	25	25	25	25	25	25
<b>Monto Pagado</b>	Correlación de Pearson	0,351	-,798(**)	-0,161	,438(*)	-0,226	-1,000(**)
	Sig. (bilateral)	0,086	0,000	0,443	0,029	0,278	0,000
	N	25	25	25	25	25	25
<b>Descuento</b>	Correlación de Pearson	,971(**)	-,494(*)	0,266	0,130	-0,335	-,452(*)
	Sig. (bilateral)	0,000	0,012	0,199	0,535	0,101	0,023
	N	25	25	25	25	25	25
<b>Porcentaje descuento</b>	Correlación de Pearson	1	-,443(*)	0,323	0,098	-0,351	-0,351
	Sig. (bilateral)		0,027	0,115	0,641	0,086	0,086
	N	25	25	25	25	25	25
<b>Semana de la temporada</b>	Correlación de Pearson	-,443(*)	1	0,079	-0,358	-0,045	,798(**)
	Sig. (bilateral)	0,027		0,706	0,079	0,830	0,000
	N	25	25	25	25	25	25
<b>Liquidación</b>	Correlación de Pearson	0,323	0,079	1	-,400(*)	-0,333	0,161
	Sig. (bilateral)	0,115	0,706		0,048	0,103	0,443

	N	25	25	25	25	25	25
<b>Fecha Especial</b>	Correlación de Pearson	0,098	-0,358	-,400(*)	1	-0,327	-,438(*)
	Sig. (bilateral)	0,641	0,079	0,048		0,110	0,029
	N	25	25	25	25	25	25
<b>Avance de temporada</b>	Correlación de Pearson	-0,351	-0,045	-0,333	-0,327	1	0,226
	Sig. (bilateral)	0,086	0,830	0,103	0,110		0,278
	N	25	25	25	25	25	25
<b>Porcentaje descuento precio inicial</b>	Correlación de Pearson	-0,351	,798(**)	0,161	-,438(*)	0,226	1
	Sig. (bilateral)	0,086	0,000	0,443	0,029	0,278	
	N	25	25	25	25	25	25
** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (bilateral).							
* . La correlación es significante al nivel 0,05 (bilateral).							

Fuente: Elaboración Propia

## Anexo E : Resultados iniciales del modelo multiplicativo de la demanda

TABLA 41: MODELO MULTIPLICATIVO DE LA DEMANDA

Producto	TB BIK BAS08OPP-011/LIME/SURT (traje de baño 2 piezas)
<b>Estacionalidad</b>	Ecuación cúbica $estacionalidad = -0,124 * x3 + 3,138 * x2 - 6,308 * x1 + 0,35$
<b>Precio</b>	Función Exponencial

	$\text{elasticidad precio} = \exp(\gamma(\text{Precio Inicial} - \text{precio con descuento})/\text{precio inicial})$
<b>Promoción</b>	Ponderador { 1 si no hay promoción { 1,35 si hay promoción

Fuente: *Elaboración Propia*

El modelo obtenido presenta un  $R^2 = 0,6091$  con la demanda real. Se trata de un valor aceptable sin embargo este modelo requiere de muchas iteraciones, y mejora en la calidad de ajuste de funciones.

Anexo F : Resultados SPSS de los modelos utilizados

Anexo G : Comparación de la estimación generada por los distintos resultados.

Modelo 0

#### Resumen del modelo

Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado corregida	Error típ. de la estimación
	train =1,00 (Seleccionado)			
1	,769(a)	,591	,519	443,76544

a Variables predictoras: (Constante), promociones, precio\_promedio, semana\_temp

**ANOVA(b,c)**

Modelo		Suma de cuadrados	Gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	4842185,749	3	1614061,916	8,196	,001(a)
	Residual	3347772,061	17	196927,768		
	Total	8189957,810	20			

aVariables predictoras: (Constante), promociones, precio\_promedio, semana\_temp

bVariable dependiente: ventas

cSeleccionando sólo los casos para los que train =1,00

**Coefficientes(a,b)**

Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
		B	Error típ.	Beta		
1	(Constante)	3464,486	1062,392		3,261	,005
	semana_temp	-66,116	20,626	-,896	-3,205	,005
	precio_promedio	-,270	,091	-,811	-2,969	,009
	promociones	912,672	203,423	,730	4,487	,000

aVariable dependiente: ventas

bSeleccionando sólo los casos para los que train =1,00

## Modelo I

### Resumen del modelo(b,c)

Modelo	R		R cuadrado	R cuadrado corregida	Error típ. de la estimación
	train =1,00 (Seleccionado)	train ~= 1,00 (No seleccionado)			
1	,951(a)	,984	,905	,900	202,13341

aVariables predictoras: (Constante), mmult

bA menos que se indique lo contrario, los estadísticos se basan sólo en los casos para los que train =1,00.

cVariable dependiente: ventas

### ANOVA(b,c)

Modelo		Suma de cuadrados	Gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	7413657,437	1	7413657,437	181,450	,000(a)
	Residual	776300,373	19	40857,914		
	Total	8189957,810	20			

aVariables predictoras: (Constante), mmult

bVariable dependiente: ventas

cSeleccionando sólo los casos para los que train =1,00

**Coefficientes(a,b)**

Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
		B	Error típ.	Beta		
1	(Constante)	-134,473	62,017		-2,168	,043
	mmult_II	,904	,067	,951	13,470	,000

aVariable dependiente: ventas

bSeleccionando sólo los casos para los que train =1,00

Modelo II

**Resumen del modelo**

Modelo	R train =1,00 (Seleccionado)	R cuadrado(a)	R cuadrado corregida	Error típ. de la estimación
1	,998(b)	,996	,995	,38937

a Para la regresión a través del origen (el modelo sin término de intersección), R cuadrado mide la proporción de la variabilidad de la variable dependiente explicado por la regresión a través del origen. NO SE PUEDE comparar lo anterior con la R cuadrado para los modelos que incluyen una intersección.

bVariables predictoras: VAR00004, ln\_f\_promocion, ln\_f\_estac\_II

**ANOVA(c,d,e)**

Modelo		Suma de cuadrados	Gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	637,171	3	212,390	1400,890	,000(a)

Residual	2,729	18	,152		
Total	639,900(b)	21			

aVariables predictoras: VAR00004, ln\_f\_promocion, ln\_f\_estac\_II

bEsta suma de cuadrados total no se ha corregido para la constante porque la constante es cero para la regresión a través del origen.

cVariable dependiente: ln\_ventas

dRegresión lineal a través del origen

eSeleccionando sólo los casos para los que train =1,00

#### Coeficientes(a,b,c)

Modelo		Coeficientes estandarizados		no	Coeficientes estandarizados		t	Sig.
		B	Error típ.		Beta			
1	ln_f_estac_II	,885	,024		,841		34,980	,000
	ln_f_promocion	1,529	,222		,146		6,903	,000
	Ln_f_elasticidad	,259	,079		,073		3,294	,004

aVariable dependiente: ln\_ventas

bRegresión lineal a través del origen

cSeleccionando sólo los casos para los que train =1,00



Modelo III

**Resumen del modelo**

Modelo	R train =1,00 (Seleccionado )	R cuadrado	R cuadrado corregida	Error típ. de la estimación
1	,932(a)	,869	,846	,47822

aVariables predictoras: (Constante), f\_estacionalidad\_II, f\_promoción, f\_elasticidad

**ANOVA(b,c)**

Modelo		Suma de cuadrados	Gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	25,878	3	8,626	37,719	,000(a)
	Residual	3,888	17	,229		
	Total	29,766	20			

aVariables predictoras: (Constante), f\_estacionalidad\_II, f\_promoción, f\_elasticidad

bVariable dependiente: ln\_ventas

cSeleccionando sólo los casos para los que train =1,00

**Coefficientes(a,b)**

Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados		
		B	Error típ.	Beta	t	
1	(Constante)	2,812	,634		4,436	,000

f_elasticidad	,038	,349	,014	,109	,915
f_promoción	,968	,186	,605	5,207	,000
f_estacionalidad_II	,004	,001	,472	3,250	,005

aVariable dependiente: ln\_ventas

bSeleccionando sólo los casos para los que train =1,00

## Anexo H :Comparación entre los modelos de estimación de demanda

**TABLA 42: COMPARACIÓN ENTRE MODELOS DE ESTIMACIÓN**

Semana del año	Venta real	Estimación modelo 0	Estimación modelo I	Estimación modelo II	Estimación modelo III
6	38	370	0	66	72
7	75	304	0	81	81
8	77	238	27	98	93
9	129	495	88	137	109
10	108	291	116	149	128
11	117	328	170	180	152
12	162	1443	338	311	222
13	232	344	279	241	213
14	111	0	265	224	245
15	166	0	275	224	277
16	1167	1487	1732	1894	2050
17	1571	1370	1454	1475	1408
18	2394	1302	2157	2566	4060
19	1981	1230	1507	1554	1542
20	1400	1037	1194	1188	1099
21	464	400	479	413	426
22	414	346	430	380	367
23	263	248	332	302	283
24	268	305	253	242	209
25	750	834	662	705	427
26	430	871	570	624	344
27	251	867	341	373	189
28	205	691	397	522	315
29	197	640	184	272	155
30	169	0	19	103	73

<b>31</b>	<b>153</b>	861	41	129	81
<b>32</b>	<b>92</b>	45	0	84	62
<b>33</b>	<b>45</b>	7	0	65	58
<b>34</b>	<b>27</b>	150	0	55	56
<b>Ventas reales</b>	<b>13456</b>				
<b>Inventario estimado (+10%)</b>	<b>14802</b>				
<b>Unidades estimadas</b>		<b>16506</b>	<b>13307</b>	<b>14662</b>	<b>14794</b>

Fuente: Elaboración Propia

**TABLA 43: RESULTADOS PROGRAMACIÓN DINÁMICA, PRECIOS ALTOS**

<b>Semana (venta)</b>	<b>Inventario Inicial</b>	<b>Demanda</b>	<b>Inventario Final</b>	<b>Precio Óptimo</b>	<b>Beneficio Obtenido</b>
<b>1</b>	7425	50	7375	\$ 6.993	\$ 54.735.210
<b>2</b>	7375	61	7314	\$ 6.993	\$ 54.385.560
<b>3</b>	7314	65	7249	\$ 7.992	\$ 53.958.987
<b>4</b>	7249	77	7172	\$ 7.992	\$ 53.439.507
<b>5</b>	7172	89	7083	\$ 7.992	\$ 52.824.123
<b>6</b>	7083	117	6966	\$ 6.993	\$ 52.112.835
<b>7</b>	6966	154	6812	\$ 7.992	\$ 51.294.654
<b>8</b>	6812	146	6666	\$ 6.993	\$ 50.063.886
<b>9</b>	6666	138	6528	\$ 7.992	\$ 49.042.908
<b>10</b>	6528	147	6381	\$ 7.992	\$ 47.940.012
<b>11</b>	6381	804	5577	\$ 7.992	\$ 46.765.188
<b>12</b>	5577	736	4841	\$ 6.993	\$ 40.339.620
<b>13</b>	4841	1281	3560	\$ 6.993	\$ 35.192.772
<b>14</b>	3560	679	2881	\$ 7.992	\$ 26.234.739
<b>15</b>	2881	634	2247	\$ 6.993	\$ 20.808.171
<b>16</b>	2247	295	1952	\$ 6.993	\$ 16.374.609
<b>17</b>	1952	235	1717	\$ 7.992	\$ 14.311.674
<b>18</b>	1717	218	1499	\$ 6.993	\$ 12.433.554
<b>19</b>	1499	143	1356	\$ 7.992	\$ 10.909.080
<b>20</b>	1356	353	1003	\$ 6.993	\$ 9.766.224
<b>21</b>	1003	297	706	\$ 6.993	\$ 7.297.695
<b>22</b>	706	172	534	\$ 6.993	\$ 5.220.774
<b>23</b>	534	222	312	\$ 7.992	\$ 4.017.978
<b>24</b>	312	132	180	\$ 6.993	\$ 2.243.754

25	180	50	130	\$ 6.993	\$ 1.320.678
26	130	52	78	\$ 6.993	\$ 971.028
27	78	24	54	\$ 8.991	\$ 607.392
28	54	21	33	\$ 7.992	\$ 391.608
29	33	16	17	\$ 7.992	\$ 223.776
30	17	12	5	\$ 7.992	\$ 95.904
<b>Ingreso</b>	<b>\$ 54.735.210</b>				
<b>Unidades vendidas</b>	7.375				
<b>Inventario restante</b>	5				

**TABLA 44: RESULTADOS PROGRAMACIÓN MANTENIENDO EL PRECIO INICIAL DURANTE 3 SEMANAS**

<b>Semana (venta)</b>	<b>Inventario Inicial</b>	<b>Demanda</b>	<b>Inventario Final</b>	<b>Precio Óptimo</b>	<b>Beneficio Obtenido</b>
1	7425	33	7392	\$ 9.990	\$ 54.440.505
2	7392	33	7359	\$ 9.990	\$ 54.110.835
3	7359	33	7326	\$ 9.990	\$ 53.781.165
4	7326	77	7249	\$ 7.992	\$ 53.451.495
5	7249	89	7160	\$ 7.992	\$ 52.836.111
6	7160	117	7043	\$ 6.993	\$ 52.124.823
7	7043	154	6889	\$ 7.992	\$ 51.306.642
8	6889	146	6743	\$ 6.993	\$ 50.075.874
9	6743	138	6605	\$ 7.992	\$ 49.054.896
10	6605	147	6458	\$ 7.992	\$ 47.952.000
11	6458	804	5654	\$ 7.992	\$ 46.777.176
12	5654	736	4918	\$ 6.993	\$ 40.351.608
13	4918	1281	3637	\$ 6.993	\$ 35.204.760
14	3637	778	2859	\$ 6.993	\$ 26.246.727
15	2859	634	2225	\$ 6.993	\$ 20.806.173
16	2225	295	1930	\$ 6.993	\$ 16.372.611
17	1930	235	1695	\$ 7.992	\$ 14.309.676
18	1695	218	1477	\$ 6.993	\$ 12.431.556
19	1477	164	1313	\$ 6.993	\$ 10.907.082
20	1313	308	1005	\$ 7.992	\$ 9.760.230
21	1005	297	708	\$ 6.993	\$ 7.298.694
22	708	172	536	\$ 6.993	\$ 5.221.773
23	536	222	314	\$ 7.992	\$ 4.018.977

<b>24</b>	314	132	182	\$ 6.993	\$ 2.244.753
<b>25</b>	182	50	132	\$ 6.993	\$ 1.321.677
<b>26</b>	132	52	80	\$ 6.993	\$ 972.027
<b>27</b>	80	31	49	\$ 6.993	\$ 608.391
<b>28</b>	49	21	28	\$ 7.992	\$ 391.608
<b>29</b>	28	16	12	\$ 7.992	\$ 223.776
<b>30</b>	12	12	0	\$ 7.992	\$ 95.904

**TABLA 45: RESULTADOS PROGRAMACIÓN DINÁMICA CON COSTOS**

<b>Semana(venta)</b>	<b>Inventario Inicial</b>	<b>Demanda</b>	<b>Inventario Final</b>	<b>Precio Optimo</b>	<b>Beneficio Obtenido</b>
<b>1</b>	7425	50	7375	\$ 6.993	\$ 54.735.210
<b>2</b>	7375	61	7314	\$ 6.993	\$ 54.385.560
<b>3</b>	7314	65	7249	\$ 7.992	\$ 53.958.987
<b>4</b>	7249	77	7172	\$ 7.992	\$ 53.439.507
<b>5</b>	7172	89	7083	\$ 7.992	\$ 52.824.123
<b>6</b>	7083	117	6966	\$ 6.993	\$ 52.112.835
<b>7</b>	6966	154	6812	\$ 7.992	\$ 51.294.654
<b>8</b>	6812	146	6666	\$ 6.993	\$ 50.063.886
<b>9</b>	6666	138	6528	\$ 7.992	\$ 49.042.908
<b>10</b>	6528	147	6381	\$ 7.992	\$ 47.940.012
<b>11</b>	6381	804	5577	\$ 7.992	\$ 46.765.188
<b>12</b>	5577	736	4841	\$ 6.993	\$ 40.339.620
<b>13</b>	4841	1281	3560	\$ 6.993	\$ 35.192.772
<b>14</b>	3560	679	2881	\$ 7.992	\$ 26.234.739
<b>15</b>	2881	634	2247	\$ 6.993	\$ 20.808.171
<b>16</b>	2247	295	1952	\$ 6.993	\$ 16.374.609
<b>17</b>	1952	235	1717	\$ 7.992	\$ 14.311.674
<b>18</b>	1717	218	1499	\$ 6.993	\$ 12.433.554
<b>19</b>	1499	143	1356	\$ 7.992	\$ 10.909.080
<b>20</b>	1356	353	1003	\$ 6.993	\$ 9.766.224
<b>21</b>	1003	297	706	\$ 6.993	\$ 7.297.695
<b>22</b>	706	172	534	\$ 6.993	\$ 5.220.774
<b>23</b>	534	222	312	\$ 7.992	\$ 4.017.978
<b>24</b>	312	132	180	\$ 6.993	\$ 2.243.754

<b>25</b>	180	50	130	\$ 6.993	\$ 1.320.678
<b>26</b>	130	52	78	\$ 6.993	\$ 971.028
<b>27</b>	78	24	54	\$ 8.991	\$ 607.392
<b>28</b>	54	21	33	\$ 7.992	\$ 391.608
<b>29</b>	33	16	17	\$ 7.992	\$ 223.776
<b>30</b>	17	12	5	\$ 7.992	\$ 95.904

Anexo I : Precios factibles por tramo

**TABLA 46: OPCIONES DE PRECIOS POR TRAMO**

<b>Semana temporada</b>	<b>Precio 1</b>	<b>Precio 2</b>	<b>Precio 3</b>	<b>Precio 4</b>
<b>6</b>	\$ 9.990	\$ 8.991	\$ 7.992	\$ 6.993
<b>7</b>	\$ 9.990	\$ 8.991	\$ 7.992	\$ 6.993
<b>8</b>	\$ 9.990	\$ 8.991	\$ 7.992	\$ 6.993
<b>9</b>	\$ 9.990	\$ 8.991	\$ 7.992	\$ 6.993
<b>10</b>	\$ 9.990	\$ 8.991	\$ 7.992	\$ 6.993
<b>11</b>	\$ 9.990	\$ 8.991	\$ 7.992	\$ 6.993
<b>12</b>	\$ 9.990	\$ 8.991	\$ 7.992	\$ 6.993
<b>13</b>	\$ 6.993	\$ 5.994	\$ 4.995	\$ 3.996
<b>14</b>	\$ 6.993	\$ 5.994	\$ 4.995	\$ 3.996
<b>15</b>	\$ 6.993	\$ 5.994	\$ 4.995	\$ 3.996
<b>16</b>	\$ 6.993	\$ 5.994	\$ 4.995	\$ 3.996
<b>17</b>	\$ 6.993	\$ 5.994	\$ 4.995	\$ 3.996
<b>18</b>	\$ 6.993	\$ 5.994	\$ 4.995	\$ 3.996
<b>19</b>	\$ 6.993	\$ 5.994	\$ 4.995	\$ 3.996
<b>20</b>	\$ 6.993	\$ 5.994	\$ 4.995	\$ 3.996
<b>21</b>	\$ 6.993	\$ 5.994	\$ 4.995	\$ 3.996
<b>22</b>	\$ 6.993	\$ 5.994	\$ 4.995	\$ 3.996
<b>23</b>	\$ 6.993	\$ 5.994	\$ 4.995	\$ 3.996
<b>24</b>	\$ 6.993	\$ 5.994	\$ 4.995	\$ 3.996
<b>25</b>	\$ 6.993	\$ 5.994	\$ 4.995	\$ 3.996
<b>26</b>	\$ 6.993	\$ 5.994	\$ 4.995	\$ 3.996
<b>27</b>	\$ 3.996	\$ 2.997	\$ 1.998	\$ 990
<b>28</b>	\$ 3.996	\$ 2.997	\$ 1.998	\$ 990

<b>29</b>	\$ 3.996	\$ 2.997	\$ 1.998	\$ 990
<b>30</b>	\$ 3.996	\$ 2.997	\$ 1.998	\$ 990
<b>31</b>	\$ 3.996	\$ 2.997	\$ 1.998	\$ 990
<b>32</b>	\$ 3.996	\$ 2.997	\$ 1.998	\$ 990
<b>33</b>	\$ 3.996	\$ 2.997	\$ 1.998	\$ 990
<b>34</b>	\$ 3.996	\$ 2.997	\$ 1.998	\$ 990
<b>35</b>	\$ 3.996	\$ 2.997	\$ 1.998	\$ 990
<b>36</b>	\$ 3.996	\$ 2.997	\$ 1.998	\$ 990
<b>37</b>	\$ 3.996	\$ 2.997	\$ 1.998	\$ 990
<b>38</b>	\$ 3.996	\$ 2.997	\$ 1.998	\$ 990
<b>39</b>	\$ 3.996	\$ 2.997	\$ 1.998	\$ 990

*Fuente: Elaboración Propia*

**TABLA 47: RESULTADOS PROGRAMACIÓN DINÁMICA POR TRAMOS**

<b>Semana (venta)</b>	<b>Inventario Inicial</b>	<b>Demanda</b>	<b>Inventario Final</b>	<b>Precio Óptimo</b>	<b>Beneficio Obtenido</b>
<b>1</b>	7425	41	7384	\$ 7.992	\$ 49.637.313
<b>2</b>	7384	50	7334	\$ 7.992	\$ 49.309.641
<b>3</b>	7334	46	7288	\$ 9.990	\$ 48.910.041
<b>4</b>	7288	71	7217	\$ 7.992	\$ 48.450.501
<b>5</b>	7217	72	7145	\$ 8.991	\$ 47.883.069
<b>6</b>	7145	82	7063	\$ 8.991	\$ 47.235.717
<b>7</b>	7063	124	6939	\$ 8.991	\$ 46.498.455
<b>8</b>	6939	134	6805	\$ 6.993	\$ 45.383.571
<b>9</b>	6805	145	6660	\$ 6.993	\$ 44.446.509
<b>10</b>	6660	154	6506	\$ 6.993	\$ 43.432.524
<b>11</b>	6506	845	5661	\$ 6.993	\$ 42.355.602
<b>12</b>	5661	675	4986	\$ 6.993	\$ 36.446.517
<b>13</b>	4986	1174	3812	\$ 6.993	\$ 31.726.242
<b>14</b>	3812	714	3098	\$ 6.993	\$ 23.516.460
<b>15</b>	3098	582	2516	\$ 6.993	\$ 18.523.458
<b>16</b>	2516	270	2246	\$ 6.993	\$ 14.453.532
<b>17</b>	2246	247	1999	\$ 6.993	\$ 12.565.422
<b>18</b>	1999	200	1799	\$ 6.993	\$ 10.838.151

<b>19</b>	1799	151	1648	\$ 6.993	\$ 9.439.551
<b>20</b>	1648	326	1322	\$ 6.993	\$ 8.383.608
<b>21</b>	1322	274	1048	\$ 6.993	\$ 6.103.890
<b>22</b>	1048	240	808	\$ 3.996	\$ 4.187.808
<b>23</b>	808	356	452	\$ 3.996	\$ 3.228.768
<b>24</b>	452	185	267	\$ 3.996	\$ 1.806.192
<b>25</b>	267	70	197	\$ 3.996	\$ 1.066.932
<b>26</b>	197	74	123	\$ 3.996	\$ 787.212
<b>27</b>	123	44	79	\$ 3.996	\$ 491.508
<b>28</b>	79	34	45	\$ 3.996	\$ 315.684
<b>29</b>	45	26	19	\$ 3.996	\$ 179.820
<b>30</b>	19	19	0	\$ 3.996	\$ 75.924

**TABLA 48: DEMANDA REAL VERSUS DEMANDA ESTIMADA**

<b>Semana de venta</b>	<b>Demanda real</b>	<b>Demanda estimada</b>
<b>1</b>	19	33
<b>2</b>	38	41
<b>3</b>	39	49
<b>4</b>	65	69
<b>5</b>	54	75
<b>6</b>	59	90
<b>7</b>	81	155
<b>8</b>	116	121
<b>9</b>	56	112
<b>10</b>	83	112
<b>11</b>	584	947
<b>12</b>	786	738
<b>13</b>	1197	1283
<b>14</b>	991	777
<b>15</b>	700	594
<b>16</b>	232	207
<b>17</b>	207	190
<b>18</b>	132	151
<b>19</b>	134	121
<b>20</b>	375	353
<b>21</b>	215	312
<b>22</b>	126	187
<b>23</b>	103	261
<b>24</b>	99	136
<b>25</b>	85	52
<b>26</b>	77	64



<b>27</b>	46	42
<b>28</b>	23	33
<b>29</b>	14	27
<b>30</b>	24	19
<b>Total ventas Inventario Inicial</b>	6751 (+10%) <b>7426</b>	7351 <b>7426</b>
<b>Mape Base Train</b>	37%	
<b>Mape Base Test</b>	36%	

TABLA 49: COMPARACIÓN DE LA ESTIMACIÓN DE DEMANDA FRENTE A DISTINTOS ESCENARIOS DE PRECIOS

Semana	Escenario I		Escenario II		Escenario III		Escenario IV	
	Ventas reales	Precio Real	Demanda estimada a precio alto \$9990	Precio	Demanda estimada a precio bajo \$990	Precio 2	Demanda estimada obtenida a través de la programación dinámica	Precios sugeridos por el modelo
<b>1</b>	19	\$ 9.990	33	\$ 9.990	113	\$ 990	50	\$ 6.993
<b>2</b>	38	\$ 9.990	41	\$ 9.990	139	\$ 990	61	\$ 6.993
<b>3</b>	39	\$ 9.990	49	\$ 9.990	168	\$ 990	65	\$ 7.992
<b>4</b>	65	\$ 8.795	58	\$ 9.990	199	\$ 990	77	\$ 7.992
<b>5</b>	54	\$ 9.306	68	\$ 9.990	232	\$ 990	89	\$ 7.992
<b>6</b>	59	\$ 8.921	78	\$ 9.990	266	\$ 990	117	\$ 6.993
<b>7</b>	81	\$ 7.928	117	\$ 9.990	400	\$ 990	154	\$ 7.992
<b>8</b>	116	\$ 8.372	97	\$ 9.990	330	\$ 990	146	\$ 6.993
<b>9</b>	56	\$ 9.507	105	\$ 9.990	358	\$ 990	138	\$ 7.992
<b>10</b>	83	\$ 9.962	112	\$ 9.990	381	\$ 990	147	\$ 7.992
<b>11</b>	584	\$ 6.787	612	\$ 9.990	2085	\$ 990	804	\$ 7.992
<b>12</b>	786	\$ 6.974	489	\$ 9.990	1666	\$ 990	736	\$ 6.993
<b>13</b>	1197	\$ 6.980	851	\$ 9.990	2901	\$ 990	1281	\$ 6.993
<b>14</b>	991	\$ 7.004	517	\$ 9.990	1763	\$ 990	679	\$ 7.992
<b>15</b>	700	\$ 7.472	421	\$ 9.990	1436	\$ 990	634	\$ 6.993
<b>16</b>	232	\$ 9.589	196	\$ 9.990	667	\$ 990	295	\$ 6.993
<b>17</b>	207	\$ 9.542	179	\$ 9.990	610	\$ 990	235	\$ 7.992
<b>18</b>	132	\$ 9.661	145	\$ 9.990	493	\$ 990	218	\$ 6.993
<b>19</b>	134	\$ 9.207	109	\$ 9.990	371	\$ 990	143	\$ 7.992
<b>20</b>	375	\$ 7.001	235	\$ 9.990	799	\$ 990	353	\$ 6.993
<b>21</b>	215	\$ 6.620	197	\$ 9.990	672	\$ 990	297	\$ 6.993

<b>22</b>	126	\$ 6.389	114	\$ 9.990	389	\$ 990	172	\$ 6.993
<b>23</b>	103	\$ 6.797	169	\$ 9.990	576	\$ 990	222	\$ 7.992
<b>24</b>	99	\$ 6.740	87	\$ 9.990	298	\$ 990	132	\$ 6.993
<b>25</b>	85	\$ 6.713	33	\$ 9.990	113	\$ 990	50	\$ 6.993
<b>26</b>	77	\$ 5.431	35	\$ 9.990	118	\$ 990	52	\$ 6.993
<b>27</b>	46	\$ 4.827	21	\$ 9.990	70	\$ 990	24	\$ 8.991
<b>28</b>	23	\$ 4.723	16	\$ 9.990	54	\$ 990	21	\$ 7.992
<b>29</b>	14	\$ 3.951	12	\$ 9.990	41	\$ 990	16	\$ 7.992
<b>30</b>	24	\$ 4.254	9	\$ 9.990	30	\$ 990	12	\$ 7.992

*Fuente: Elaboración Propia*