



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

**DISEÑO DE ASIGNACIÓN DE PRODUCTOS PARA UNA CADENA DE
TIENDAS ESPECIALISTA**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERIO CIVIL INDUSTRIAL

SEBASTIÁN FRANCISCO CRUZ VARGAS

SANTIAGO DE CHILE

MARZO 2011



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

**DISEÑO DE ASIGNACIÓN DE PRODUCTOS PARA UNA CADENA DE
TIENDAS ESPECIALISTA**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERIO CIVIL INDUSTRIAL

SEBASTIÁN FRANCISCO CRUZ VARGAS

PROFESOR GUÍA:
LUIS ABURTO LAFOURCADE

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
MARCELO OLIVARES ACUÑA
CLAUDIO PIZARRO TORRES

SANTIAGO DE CHILE

MARZO 2011

DISEÑO DE ASIGNACIÓN DE PRODUCTOS PARA UNA CADENA DE TIENDAS ESPECIALISTA

El presente trabajo de título tiene como principal objetivo apoyar la decisión de asignación de productos en sala de una cadena de tiendas especialistas, basando las decisiones en la gestión de atributos. Centrando el análisis en esto último, se desea utilizar la historia de ventas de una temporada para una mejor asignación el año siguiente, encontrando diferencias en la demanda de cada tienda.

Para lograr lo anterior se definió una metodología que considera una segmentación de las tiendas de la cadena basada en el desempeño de las categorías sostén y bañadores. Luego se realiza un pronóstico de demanda de categoría completa en cada segmento, el cual se utiliza para obtener un pronóstico por atributos al ponderarlo con las participaciones de mercado históricas de cada uno de ellos en las distintas sucursales de la cadena. Con esto, se definen los niveles de inventario objetivo a manejar en cada tienda. Finalmente, se complementa con una metodología para la priorización de despachos basada en las probabilidades de venta, dadas por los comportamientos de la demanda en cada sucursal.

Los modelos de predicción de demanda arrojan resultados positivos, tanto en aquellos para categoría completa, con ajustes R^2 superiores a 0,8 en categoría sostén y bañadores, como en los pronósticos finales por atributos, que a pesar de incrementar el error se comportan de buena forma y permiten emplear el modelo de inventarios. Al emplear este último sobre todas las combinaciones de atributos existentes en la categoría de destino, los niveles de inventario a nivel de cadena se reducen a 3 semanas de alcance en promedio y los quiebres de venta al 13,6% de un total de 105 semanas estudiadas.

Como conclusión de este trabajo se puede establecer que es posible encontrar diferencias en la demanda por atributos en las distintas tiendas y a través de los trimestres, por lo que existe un espacio para mejorar la asignación de productos. Sin embargo, futuros trabajos podrían mejorar la metodología, contando con una mayor cantidad de atributos a estudiar y una categoría de destino con niveles de venta superior a la de este.

AGRADECIMIENTOS

Principalmente agradezco a mis padres, Gustavo y Silvia, por todo el amor entregado, la inigualable forma de educarme, por siempre creer en mí, hacer de mí la persona que soy y por el gran ejemplo a seguir que representan en mi vida.

Gracias a mis abuelos por estar conmigo en todo momento, en especial a mi Tata Jorge, por quererme, recibirme y hacerme sentir como en mi hogar durante todo este tiempo.

Agradezco también a Camila, por el gran apoyo, amistad y amor brindado en esta última fase de mi vida.

No puedo dejar de agradecer a mis amigos, Rafael Álvarez y Sebastián Barrera, por todo el apoyo, buenos momentos y largas horas de estudio vividas a lo largo de este proceso.

Gracias también a todos mis grandes amigos obtenidos durante esta etapa, por la ayuda brindada y excelentes momentos para recordar. Especialmente al selecto grupo conformado por: Gonzalo Muñoz, Javier Dharmawidjaja, Ernesto Araya, Juan Castro, Ricardo Araya, Juan Pablo Ramonet, Miguel Neicún, Juan Pablo Torres, Sebastián Valenzuela, Carlos Arancibia y Javier Gallardo.

Finalmente, le agradezco a toda mi familia, mis hermanos Cristian, Gabriel y en especial a Gustavo, a mis tíos, primos y amigos que de alguna forma aportaron en esta etapa e hicieron de ella una de las mejores de mi vida.

ÍNDICE

1	INTRODUCCIÓN.....	4
2	DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO Y JUSTIFICACIÓN.....	6
3	OBJETIVOS	9
3.1	Objetivo General.....	9
3.2	Objetivos Específicos.....	9
4	ALCANCES	10
5	RESULTADOS ESPERADOS.....	10
6	METODOLOGÍA	11
6.1	Revisión Bibliográfica.....	11
6.2	Análisis del problema a resolver	11
6.3	Análisis Inicial y Selección de Categorías	11
6.4	Segmentación de Tiendas	12
6.5	Pronóstico de Demanda por Atributos	12
6.5.1	Estimación de la Función de Demanda Categoría Completa.....	12
6.5.2	Recuperación de pronósticos por atributos.....	13
6.6	Modelo para la Asignación de Productos	13
6.7	Metodología de Priorización de Despacho.....	14
6.8	Indicadores de Eficiencia y Seguimiento	14
7	MARCO CONCEPTUAL.....	15
7.1	Gestión de Retail	15
7.1.1	Gestión de Categorías.....	15
7.2	Segmentación	16
7.2.1	Comparación de rendimientos entre tiendas	16
7.2.2	Modelos de Segmentación.....	17
7.3	Modelos de Pronóstico de Demanda	18
7.3.1	Regresiones Lineales	18
7.3.2	Modelos de estimación de la familia ARIMA	19
7.3.3	Árboles de Regresión ^[13]	20
7.3.4	Medidas de Ajuste y Error de Pronóstico	21
7.4	Modelos de Inventario ^[12]	23

7.4.1	Modelo de cantidad económica de pedido (EOQ)	24
7.4.2	Modelo de Revisión Continua (Q).....	25
7.4.3	Modelo de Reaprovisionamiento Periódico (P)	26
7.5	Distribución de Probabilidad	28
7.5.1	Prueba de bondad de ajuste de Kolmogorov-Smirnov (KS).....	28
8	DESARROLLO METODOLÓGICO	30
8.1	Análisis del problema a resolver	30
8.2	Análisis Inicial y Selección de Categorías	32
8.2.1	Categoría Corsetería.....	34
8.2.2	Categoría Bañadores	35
8.3	Segmentación de Tiendas	36
8.3.1	Conformación de Clúster.....	38
8.3.2	Caracterización de Clúster	41
8.4	Pronóstico de Demanda por Atributos	42
8.4.1	Pre procesamiento de datos	43
8.4.2	Levantamiento de Atributos	43
8.4.3	Estimación de la Función de Demanda Categoría Completa.....	44
8.4.4	Recuperación de pronóstico por atributos.....	49
8.5	Modelo para la Asignación de Productos	58
8.5.1	Inventario de Seguridad	59
8.5.2	Niveles de Inventario.....	60
8.5.3	Análisis de Sensibilidad	64
8.6	Comparación de Soluciones.....	65
8.7	Metodología de Priorización de Despacho.....	66
8.7.1	Distribuciones de Probabilidad de Venta.....	67
8.7.2	Parámetros para la metodología	68
8.7.3	Descripción de la metodología aplicada a un ejemplo	69
9	RESULTADOS EN CATEGORÍA BAÑADORES	75
9.1	Consideraciones	75
9.2	Pronóstico de Demanda por Atributos	76
9.2.1	Estimación de la Función de Demanda Categoría Completa.....	76
9.2.2	Recuperación de Pronóstico por Atributos	78

9.3	Asignación de Productos.....	82
10	INDICADORES DE EFICIENCIA Y SEGUIMIENTO	84
10.1	Disponibilidad y Rotación de inventario	84
10.2	Aprovisionamiento.....	85
11	CONCLUSIONES.....	86
11.1	Conclusiones.....	86
11.2	Trabajos Futuros.....	88
12	BIBLIOGRAFÍA Y FUENTES DE INFORMACIÓN.....	89
13	ANEXOS	91
13.1	Anexo N°1: Variables para la segmentación de Tiendas.....	91
13.2	Anexo N°2: Variables normalizadas para segmentación de Tiendas	93
13.3	Anexo N°3: Segmentación de tiendas	94
13.4	Anexo N°4: Pronóstico de demanda Categoría completa, Tiendas Tradicional ..	95
13.5	Anexo N°5: Pronóstico de demanda Categoría completa, Tiendas Venta de Bodega.....	96

1 INTRODUCCIÓN

La memoria se enmarca dentro de la industria del retail, el cual en Chile representa un 21% del PIB, registrando ventas superiores a los US\$35 mil millones en el año 2007 y con una tasa de crecimiento promedio entre el 2004 y 2007 cercana al 7% ^[9], con empresas que hoy en día han crecido en gran medida, enfrentando un alto grado de competitividad en sus mercados, obteniendo por esta razón y a lo largo del tiempo, un elevado nivel de sofisticación y avance ^[7]. Así es como las empresas siempre están en busca de nuevas estrategias que permitan aumentar estos márgenes.

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

La búsqueda de información relevante en las bases de datos de una cadena se presenta como una alternativa bastante factible a la hora de mejorar el rendimiento de ésta, ya que el conocer las particularidades de cada una de sus tiendas en base a las preferencias de sus clientes permitiría una mejor gestión en tienda y la aplicación de tácticas que aumenten el desempeño de cada sala.

Ante lo anterior, es muy importante la asignación de productos a cada una de las tiendas, considerando sus diferencias e intentando satisfacer de mejor manera la demanda por productos en particular, o incluso, atributos en particular que éstas presentan.

Es trascendental entonces la administración de inventario, la cual es clave en todas las fases de planificación y control para alcanzar tanto objetivos económicos como de servicio en la dirección de operaciones. Esta administración mide el nivel de existencias de los productos comercializados por la empresa, determina los niveles que deben mantenerse y establece en qué momento y en qué cantidad deben reaprovisionarse.

En este estudio se utilizan los datos de una empresa que se dedica a la venta de ropa íntima femenina. Ésta proviene de una compañía familiar constituida hace sesenta años producto de la necesidad de proveer ropa interior a una tienda más grande de la misma familia, con lo cual se prosiguió con la tradición de sus raíces en Europa ^[5].

Inicialmente se adquirieron algunas máquinas de costura y luego del buen resultado y gran escasez de productos en esos años, se decidió montar una

empresa independiente, que abasteciera no sólo a la tienda familiar sino que a todo el mercado, dado el éxito de los diseños españoles aplicados a la producción local.

Siguiendo sus orígenes comerciales, la empresa complementa su oferta de productos con tiendas propias de venta al detalle, las cuales al día de hoy alcanzan un total de treinta y uno, lo cual permite que la empresa comience lentamente la transformación de su negocio productivo en un negocio comercial, con una creciente e importante participación de productos importados, con diseño europeo, cuya manufactura y calidad es controlada directamente por el Departamento de Desarrollo de la empresa en los respectivos países de origen.

En la actualidad la empresa está orientada a abastecer a las principales tiendas por departamento del país (Falabella, París, Ripley y La Polar), así como a otras de menor tamaño, especialistas, como su cadena de tiendas propias, estas últimas son las consideradas en este estudio.

2 DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO Y JUSTIFICACIÓN

El Retail se ha convertido en una industria cada vez más competitiva, tanto a nivel mundial como en nuestro país. Debido a esto, son muchas las empresas que deben aumentar los esfuerzos en mejorar sus resultados, y una de las vías factibles para lograr esto es mejorar la gestión en tienda, utilizando para este fin la información que puede ser extraída de sus propias bases de datos.

Además, el crecimiento constante de estas cadenas de retail, el número de salas con las que cuentan, conlleva un aumento en la complejidad de las operaciones y la logística, los niveles de inventarios manejados por las tiendas y los diversos tipos de demandas que cada local debe atender, entre otros factores que influyen sobre el grado de eficiencia con que opera la empresa.

Uno de los principales problemas que enfrentan las empresas y en particular las Tiendas Especialistas, como lo es la empresa con la que se trabajará, es asignar de manera eficiente los productos que llegan a una central, de manera que se satisfagan de mejor manera las demandas asociadas a distintas preferencias y gustos de los clientes que acuden a las tiendas que pertenecen a la cadena.

Actualmente, el qué, cuánto y a quién enviar los productos que llegan a una central se realiza manualmente, bajo criterio de negocios fundados por la experiencia. En la carga inicial sólo se distinguen tiendas con mayor nivel de ventas para diferenciar la asignación, mientras que la reposición de productos se realiza en base a las ventas que se van dando semana a semana.

Considerando además el hecho de que esta cadena de tiendas especialistas lanza colecciones por temporadas, es decir, año a año se crean nuevos productos a nivel de SKU¹, lo cual impide realizar una estimación de demanda adecuada, como se haría en un supermercado, por ejemplo, para un producto que está presente todos los años en las góndolas de éste.

Sin embargo, cada categoría posee atributos únicos, muchos de éstos se mantienen de manera transversal de temporada en temporada, algunos de los cuales pueden ser extraídos del maestro de productos que maneja la cadena en sus bases de datos, como la marca, sub categoría (estilo), familia, tier de precio. Actualmente no se toman en cuenta estos atributos a la hora de estimar la demanda y realizar asignación de productos a tiendas, dificultando así una buena

¹ SKU: Stock Keeping Unit, es un identificador usado en el Comercio con el objeto de permitir el seguimiento sistemático de los productos y servicios ofrecidos a los clientes. Cada SKU se asocia con un objeto, producto con una combinación única de atributos.

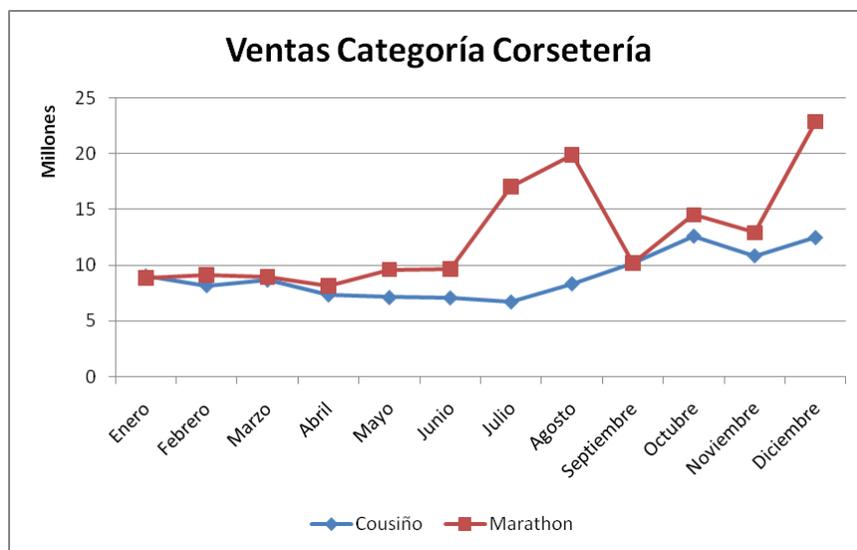
toma de decisiones y una correcta medición del desempeño de cada categoría y sus atributos.

Por otro lado está la presencia de diferentes realidades para las distintas tiendas, en términos de:

- Las preferencias y gustos de los clientes que acuden a ellas, dados por sus características socioeconómicas, edad, etc.
- La ubicación geográfica de las tiendas, la cadena cuenta con tiendas tanto en la Región Metropolitana (varias comunas) como en otras Regiones.
- Las ocasiones de compra, que pueden ser distintas al tratarse de una tienda de Mall, donde los clientes acuden de “shopping”, o una tienda de Calle.

A modo de motivación, la siguiente ilustración muestra las ventas de una misma categoría, para el año 2009, en las 2 tiendas con mayor tamaño en ventas de la cadena, es clara la diferencia del desempeño de esta categoría en estas tiendas en las que a priori se esperaría niveles de ventas similares.

Ilustración 1 Ventas Categoría Corsetería, Tienda Cousiño y Marathon



Fuente: Elaboración Propia

Todos estos factores denotan un interesante quiebre a abordar. Lo que se desea es poder agrupar tiendas semejantes en cuanto a comportamiento de la demanda, midiendo gustos y preferencias, detectando diferencias entre ellas, para

así realizar un pronóstico de demanda en base a atributos para cada uno de los segmentos resultantes y finalmente realizar una mejor asignación de productos, manejando una lógica de gestión de categorías en base a atributos, que permita aplicar tácticas en la tienda.

Son escasos los estudios previos que abordan este problema, por lo cual toma un especial interés realizar una investigación que intente resolverlo.

Finalmente se crearán indicadores de eficiencia asociados principalmente a la disponibilidad de productos en tiendas, que permitan medir el desempeño de las categorías y atributos en ellas y el impacto que el proyecto produciría al ser implementado.

3 OBJETIVOS

3.1 Objetivo General

Apoyar la decisión de asignación de productos en salas de una cadena de tiendas especialistas, basando las decisiones en la gestión de atributos.

3.2 Objetivos Específicos

- Definir atributos relevantes para las decisiones (más valorados).
- Segmentar las tiendas por tipos, según comportamiento de las categorías.
- Estimar demanda por atributos para cada segmento de tiendas resultante.
- Realizar asignación de productos en tienda, basada en gestión de inventarios.
- Definir indicadores de eficiencia que permitan medir el desempeño de las categorías, los atributos y el impacto que produciría el proyecto al ser implementado.

4 ALCANCES

- Cadena, acotada a las tiendas que cuenten con información disponible desde Julio 2008.
- Se acotará el trabajo a dos categorías, una de destino y una estacional, categoría Sostén y Bañadores respectivamente.
- La implementación queda fuera del trabajo.
- Se propondrán indicadores de productividad para asignación de productos a tiendas.

5 RESULTADOS ESPERADOS

Se espera entregar:

- Un pronóstico de demanda por atributos para las categorías seleccionadas.
- Una metodología para la asignación de los productos, basada en el modelo de revisión periódica de inventarios.
- Una metodología para priorizar el despacho de productos a tiendas.
- Indicadores de eficiencia y seguimiento.

6 METODOLOGÍA

La metodología a utilizar se detalla a continuación:

6.1 Revisión Bibliográfica

Una primera etapa de la metodología de trabajo considera el estudio de materias relevantes relacionadas con el problema a abordar, revisión de conceptos técnicos a utilizar, estudios previos desarrollados en el ámbito y herramientas que resulten útiles para llevar a cabo este trabajo.

6.2 Análisis del problema a resolver

Se realiza un primer análisis de las dimensiones del problema a resolver con el objetivo de justificar la metodología a utilizar. Esto implica indagar dónde existe una mayor variabilidad en los datos y explicar por qué se abordará el problema con esta metodología. Para esto se selecciona la categoría de destino de la cadena y se analizan sus ventas durante el año móvil que va desde Julio 2009 a Junio 2010, observando éstas desde 3 dimensiones importantes: unidades vendidas por SKU a nivel de cadena durante el periodo de estudio, unidades vendidas por Tienda durante el periodo de estudio y finalmente unidades vendidas por Semana a nivel de cadena a lo largo del periodo estudiado. Además se deben calcular los coeficientes de variación de las unidades vendidas, para cada dimensión, con el fin de apoyar las decisiones.

6.3 Análisis Inicial y Selección de Categorías

Se describe la cadena en términos de sucursales, categorías que trabajan y roles de cada una, niveles y participaciones de ventas, utilizando datos transaccionales de ésta. Con lo cual se realiza el levantamiento de la situación actual, acotando la cantidad de tiendas a considerar en base a la información disponible de cada una de ellas asociada a sus fechas de apertura.

Se seleccionan y describen las categorías a utilizar, en términos de cantidad de SKU comercializados en cada una y los atributos presentes dentro de ella. Por otro lado se filtran los SKU a utilizar bajo ciertos criterios, siendo el principal de estos que los SKU hayan sido ofrecidos en todas las tiendas estudiadas durante el periodo de estudio.

Además, con esto se pretende observar las particularidades de cada tienda, analizando el desempeño que las categorías tienen en cada una de ellas, para así también seleccionar las variables a utilizar para la segmentación de tiendas.

6.4 Segmentación de Tiendas

Se crean variables para cada tienda, en base al desempeño de categorías en distintos trimestres del año, considerando el análisis anterior, y de este modo segmentar las tiendas seleccionadas para el estudio. Las variables son normalizadas para manejar una misma escala de medida y poder compararlas entre sí.

La segmentación se realiza en dos pasos, primero se analiza el dendograma obtenido a través de una segmentación jerárquica, el cual sugiere la cantidad de clústers adecuados a utilizar. Más tarde se realiza una segmentación no jerárquica a través de K-means.

Una vez conformados los clusters se procede a caracterizar cada uno de ellos en función de las variables utilizadas e incorporando otras variables que puedan explicar la conformación de cada uno de los cluster, tales como los metros cuadrados de tienda, la ubicación de éstas, diferenciando las tiendas ubicadas en la Región Metropolitana, así como aquellas que se emplacen dentro de un Mall de las que no.

6.5 Pronóstico de Demanda por Atributos

Se llevará a cabo un pronóstico de demanda basado en atributos para las categorías y familias seleccionadas en cada segmento de tiendas resultante, de esta manera se tendrá el más importante input para el modelo de asignación de productos a desarrollar.

6.5.1 Estimación de la Función de Demanda Categoría Completa

El pronóstico por atributos considera en una primera etapa crear un modelo para predecir la demanda en unidades para la categoría o familia completa utilizando la técnica para pronóstico que mejores resultados y ajuste arroje. Se testean modelos de predicción basados en series de tiempo, árboles de predicción y regresión lineal, utilizando básicamente en todos ellos las siguientes variables independientes:

- Unidades vendidas en la categoría la semana anterior.

- Unidades vendidas en la categoría en la misma semana del año anterior.
- Precio promedio de la categoría durante la semana.
- Variables dummies explicativas, las que indican al modelo la presencia de peaks en ciertas semanas especiales tales como:
 - Fines de mes
 - Quincenas
 - Navidad
 - Día de la madre

En todos los casos se utilizan datos de 106 semanas de ventas, donde las primeras 75 semanas se usan en la fase de entrenamiento de los modelos y las 31 semanas restantes para validar estos mismos.

6.5.2 Recuperación de pronósticos por atributos

Para obtener el pronóstico de demanda por atributos a partir de la estimación para la categoría completa se pondera esta última con los shares históricos por trimestre de los atributos y sus niveles, que conforman las distintas tuplas de atributos, y el share de cada tienda dentro de un segmento. De esto último se pueden observar distintos comportamientos para cada tienda en los distintos trimestres del año.

Lo anterior queda expresado en la siguiente ecuación, la cual se utilizará para calcular la demanda en cada tienda i , para cada tupla j , en la semana t :

$$(1)$$

Donde,

6.6 Modelo para la Asignación de Productos

Se desarrolla un modelo para la asignación de productos para cada tienda basado en la Gestión de Inventarios, específicamente utilizando el modelo de revisión periódica, alimentado por los pronósticos de demanda efectuados.

Este modelo se basa en determinar un nivel de inventario objetivo para cada periodo dada la estimación de demanda que se tiene de éste, y considerando un inventario de seguridad de la siguiente forma:

(2)

Con

(3)

Donde σ será la desviación estándar de la demanda y k un factor de seguridad asociado al nivel de confianza que la empresa desee dar en su servicio.

Al manejar una estimación de demanda por semana, el modelo de reposición tendrá un inventario objetivo dinámico, es decir, que cambia a medida que pasa el tiempo.

6.7 Metodología de Priorización de Despacho

Se propone una metodología para priorizar la asignación de productos a tiendas para casos en los que el disponible no es suficiente para enviar lo que el modelo del punto anterior sugiere. Así como también aborda el caso en el cual se dispone de más de lo requerido y se desea despachar este excedente de todas formas.

Dado el comportamiento de la demanda en cada tienda, extraído de los pronósticos para cada una de ellas, se selecciona la función distribución de probabilidad de venta que mejor se ajuste en cada caso. De esta manera se puede calcular la “probabilidad de vender n unidades o más” en cada tienda. Utilizando esto último y dados ciertos parámetros que conforman distintos escenarios en los cuales se busca priorizar los despachos a aquellas tiendas donde las ventas de cada unidad extra son más probables.

6.8 Indicadores de Eficiencia y Seguimiento

Se propondrán indicadores de eficiencia asociados principalmente a la disponibilidad de productos en tiendas, que permitan medir el desempeño de las categorías y atributos en ellas y el impacto que el proyecto produciría al ser implementado.

7 MARCO CONCEPTUAL

A continuación se presentan las bases conceptuales del trabajo a realizar. En primer lugar se presentan definiciones importantes acerca de la Gestión de Retail^[10] que serán constantemente utilizados en el trabajo. Luego se explican los conceptos y se muestran distintas técnicas de segmentación y síntesis de la información.

7.1 Gestión de Retail

Las cadenas de retail asumen una presencia cada vez más importante en el comercio. En países más desarrollados, su relevancia es significativa y cada vez más especializada. En Chile también ocurre así. Esto se evidencia en supermercados, en tiendas por departamentos, farmacias, tiendas para el mejoramiento del hogar, especialistas de construcción y perfumerías, entre otras. Por otra parte, se aprecia crecientemente que las empresas con mayor proyección a nivel latinoamericano son aquellas que han consolidado un tamaño y procesos de gestión - comerciales y logísticos - altamente eficientes.

7.1.1 Gestión de Categorías

Ésta aborda las decisiones relacionadas con las categorías de productos y su impacto en el nivel de satisfacción de clientes y en el resultado económico de la compañía. Las decisiones tienen que ver con mix, espacio en tienda (lineal) y layout; el category management; y el manejo de promociones y precios en el punto de venta.

Definición de Categoría: Una categoría es un grupo distinto y administrable de productos que los consumidores perciben como interrelacionados y/o sustituibles para satisfacer una necesidad del consumidor.

Rol de la Categoría: El rol de la categoría sirve para guiar y coordinar las decisiones de marketing de las categorías, además define cómo estas contribuirán a la estrategia del retail, logrando decisiones sobre categorías y respuesta del shopper. A continuación se especifican los distintos roles atribuibles a una categoría:

- *Destino:* Categorías que establecen al retail como la tienda de preferencia predominante. Aquí se debe entregar constantemente un valor al

consumidor. Por lo general, las categorías que cumplen este rol son las principales responsables de gran parte del flujo de público en la tienda.

- *Rutina*: Se busca satisfacer la demanda de compras rutinarias o frecuentes del cliente, siempre haciendo énfasis en ofrecer un valor competitivo.
- *Estacional*: Se busca satisfacer la demanda de compras esporádicas, entregando frecuentemente un valor oportuno y competitivo al consumidor objetivo.
- *Conveniencia*: Busca satisfacer compras menos planificadas, en las que usualmente la rapidez de la compra cobra importancia en la decisión de compra, al mismo tiempo que ofrece un buen valor al cliente.

Definición de Surtido: Conjunto de productos o SKUs de una misma categoría, expuestos en una tienda para su comercialización y venta. En gestión de categorías es importante determinar el nivel necesario de cobertura de atributos.

Definición de Atributo: Los productos son susceptibles de un análisis de los atributos tangibles e intangibles que conforman lo que puede denominarse como su personalidad. Este análisis se efectúa a través de la evaluación de una serie de factores que permiten realizar una disección del producto, partiendo de los elementos centrales hasta los complementarios, para que a la vista podamos elaborar la estrategia del marketing que nos permita posicionar el producto en el mercado de la forma más favorable. A modo de ejemplo, los atributos presentes en un producto de moda serían: Estilo, Talla, Color, Tier de Precio, Marca, etc.

7.2 Segmentación

El concepto de segmentación de tiendas puede ser aplicado en diversas áreas del Retail, tales como la planificación de surtido, espacio en la sala de ventas, promociones, pricing, etc. Sin embargo, como ningún esquema de conglomeración es capaz de captar todos los requerimientos de una empresa, es crucial que la metodología adoptada para el proceso de clusterización que se escoja, este alineado con los objetivos que se pretenden atacar.

A continuación se describe brevemente un posible enfoque que se puede dar a las técnicas de clustering según el objetivo perseguido.^[8]

7.2.1 Comparación de rendimientos entre tiendas

Para comparar el rendimiento presentado por diversas tiendas resulta importante agrupar tiendas que presenten un potencial de ventas similar y no

solamente según la información POS (Point of Sale) que estas presenten. Lo anterior se basa en el hecho que si se utiliza sólo información POS se conseguirán clusters de tiendas según el rendimiento actual de las mismas, sin considerar el rendimiento potencial que estas presentan y que no está siendo aprovechado. Por lo tanto, conviene tener en consideración el rendimiento potencial de las tiendas al momento de agruparlas, considerando factores como el tamaño de la tienda, el área de cobertura que abarca, tanto en espacio geográfico como en el segmento de la población al que atiende, niveles socioeconómico, niveles de competencia, acceso a principales vías de transporte, etc., además de la información POS.

7.2.2 Modelos de Segmentación

Existen dos grandes tipos de técnicas de segmentación ^[11]:

Métodos Jerárquicos: Los objetos se agrupan (dividen) por partes hasta clasificar todos los objetos. De una iteración a otra, se modifica el valor de pertenencia a grupos de un único objeto. No requiere a priori fijar un número de clusters.

Se distinguen dos tipos de métodos de asignación jerárquicos:

- Aglomerativos: inicialmente cada objeto es un grupo y en cada iteración se juntan los grupos similares. Ejemplo: Dendograma, es un árbol en el que el largo de las ramas está asociado inversamente a la fortaleza de la relación.
- Divisivos: inicialmente se tiene un único grupo y en cada división se separa un grupo. Ejemplo: Árboles CHAID, un procedimiento que trata de clasificar casos, en base a un conjunto de variables independientes, de modo de discriminar mejor una variable dependiente. El proceso genera junto con la estructura de árbol, reglas explícitas de clasificación para los objetos.

Métodos No Jerárquicos: Se tiene un número de grupos predefinidos y cada objeto se ubica en un grupo hasta alcanzar estabilidad. De una iteración a otra, se puede modificar el valor de pertenencia a grupos de todos los objetos. Requiere a priori fijar un número de clusters. Es un tipo de asignación menos explicativa, pero sumamente eficiente cuando se trabaja con muchos casos.

Se distinguen dos tipos de métodos de asignación no jerárquicos:

- Discretos: cada objeto sólo puede pertenecer a un único grupo. Ejemplos: K-means, Two Step Cluster.
- Difusos: cada objeto tiene un grado de pertenencia a cada uno de los grupos. Ejemplos: Fuzzy C-Means, Clase Latente.

K-means: Es por lejos el método de asignación más utilizado en la segmentación. Esquema general algoritmo:

- Se tiene un conjunto de N objetos y K grupos.
- Antes de la primera iteración se eligen arbitrariamente los centros de cada grupo.
- En cada iteración se asigna cada objeto a su grupo más cercano y luego se recalculan los centros de cada grupo con los nuevos elementos asignados.
- Iterar hasta que los cambios en los centros de cada grupo no sean significativos.

El método entrega los elementos que pertenecen a cada grupo y los centros de cada grupo.

7.3 Modelos de Pronóstico de Demanda

Existen distintas técnicas para el pronóstico de demanda, a continuación se describirán algunas de ellas que serán consideradas en el desarrollo del trabajo, tales como regresiones lineales, series de tiempo y árboles de regresión.

7.3.1 Regresiones Lineales

El objeto de un análisis de regresión es investigar la relación estadística que existe entre una variable dependiente (Y) y una o más variables independientes (x_1 , x_2 , x_3). Para poder realizar esta investigación, se debe postular una relación funcional entre las variables.

Debido a su simplicidad analítica, la forma funcional que más se utiliza en la práctica es la relación lineal.

$$(4)$$

Donde ϵ es el error asociado

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

7.3.2 Modelos de estimación de la familia ARIMA

Otros métodos de pronóstico de demanda son los basados en series de tiempo. Entre los más utilizados se encuentran aquellos propuestos por Box y Jenkins, llamados familia de modelos ARIMA. Se detallan a continuación algunos de éstos, los cuales serán considerados en este trabajo.

Sean:

Serie de tiempo de n observaciones $\{y_i\}$, con y_i = registro de y en el periodo i .

Serie de tiempo de n observaciones $\{e_i\}$, "ruido blanco", con media cero y varianza σ^2 .

Operador de retraso, tal que

7.3.2.1 Modelo autoregresivo (AR)

(5)

La variable a pronosticar y_t se construye mediante una combinación lineal de p observaciones anteriores de la misma variable y_{t-1}, \dots, y_{t-p} . La respuesta de este modelo es un vector de coeficientes $\{a_1, \dots, a_p\}$, el cual se ajusta de mejor manera a los datos.

7.3.2.2 Modelo de medias móviles (MA)

(6)

El modelo determina el pronóstico y_t en función de una sucesión de q errores $\{e_{t-1}, \dots, e_{t-q}\}$, cometidos por el modelo en los periodos precedentes, ponderados convenientemente. El resultado es un vector de coeficientes $\{b_1, \dots, b_q\}$, el cual se ajusta de mejor manera a los datos.

7.3.2.3 Modelo ARMA (p, d)

(7)

Con $\mu = \text{constante}$. El modelo ARMA(p,d) combina las aproximaciones realizadas por los modelos AR(p) y MA(q). Es más general que los anteriores, pero tiene como requisito primordial que la serie a modelar debe ser estacionaria. La respuesta de este modelo son dos vectores de coeficientes α y β , los cuales se obtienen mediante estimaciones de máxima verosimilitud o de mínimos cuadrados.

7.3.2.4 Modelo ARIMA (p,d,q)

En caso de que la serie no sea estacionaria, se puede modelar mediante el modelo ARIMA(p,d,q). Este modelo realiza transformaciones a la serie de manera de convertirla en una serie estacionaria, mediante la diferenciación de la serie. La utilización de este tipo de modelo es muy frecuente para casos en que la serie, además de no ser estacionaria, presenta tendencia, ya sea creciente o decreciente.

En general, podemos definir ∇^d , siendo ∇ el operador diferencial, con lo que la expresión general del modelo sería:

(8)

7.3.3 Árboles de Regresión ^[13]

Modelos basados en las ideas de árboles de clasificación o de regresión han sido aplicados exitosamente en múltiples situaciones de Epidemiología, Investigación de Mercados, Farmacología, Administración de Personal, Economía, Medicina del Trabajo, Educación, etc. En todas ellas la respuesta Y de interés ha sido categórica (pocos niveles sin carácter numérico) o cuantitativa (discreta o continua); en la primera situación el objetivo es predecir la *clasificación* que le correspondería a un sujeto con cierto perfil de valores en las variables explicativas, en la segunda es *estimar* la respuesta Y asociada a cada nicho. Para este trabajo es importante el estimar a través de estos árboles de regresión.

En la fase de construcción del árbol, se parte de la matriz de datos donde n = número de observaciones y p = número de variables independientes, explicativas o predictoras. El objetivo de este método será estimar o predecir la variable Y en función de los predictores $X_1 \dots X_p$, mediante particiones sucesivas del conjunto de observaciones, maximizando una medida de contenido de información respecto a la variable respuesta. En la fase de validación se puede utilizar esta misma matriz de diseño o entrenamiento u otra similar pero independiente (muestra de validación o de prueba).

Una de las ventajas de este método es que se obtiene un conocimiento estructurado en forma de reglas de los valores de una variable de intervalo. Esto facilita la interpretación. Además, al ser un procedimiento de análisis no paramétrico no se requiere validar supuestos distribucionales de probabilidad.

Un árbol es un conjunto de nodos y arcos. Cada nodo representa un subconjunto de observaciones. Se distinguen: Nodo raíz que representa todo el periodo estudiado y no tiene arcos entrantes. Nodos terminales que representa la partición final. Nodos intermedios cuyos arcos salientes apuntan a los nodos hijos.

El nodo raíz es dividido en subgrupos (dos o más) determinados por la partición de una variable predictora elegida, generando nodos hijos. Los nodos hijos son divididos usando la partición de una nueva variable. El proceso recursivo se repite para los nuevos nodos hijos sucesivamente hasta que se cumpla alguna condición de parada. Algunos de los nodos resultantes son terminales, mientras que otros nodos continúan dividiéndose hasta llegar a un nodo terminal. En cada árbol se cumple la propiedad de tener un camino único entre el nodo raíz y cada uno de los demás nodos del árbol.

En el proceso recursivo descrito se deben establecer algunos criterios: Cómo son los cortes posibles y un número máximo de cortes determinados por un predictor desde el nodo. Los cortes que se establecen para variables ordinales y de intervalo se realizan por intervalos consecutivos. Una condición de admisibilidad para los cortes posibles. Una medida de contenido de información del árbol respecto al conjunto de individuos o un criterio de optimización de los cortes; es decir, obtener la mejor combinación de cortes admisibles respecto a una variable predictora. Determinar la descripción de la variable objetivo en los nodos del árbol.

En los nodos se estiman las medias muestrales de la variable respuesta condicionadas a los nodos.

7.3.4 Medidas de Ajuste y Error de Pronóstico

Para evaluar el desempeño de los pronósticos de los distintos modelos a construir, se usarán medidas de desempeño tanto a nivel de ajuste como de error.

7.3.4.1 Coeficiente de determinación R^2

Para todos los modelos anteriores, basados en mínimos cuadrados, existe lo que se conoce como coeficiente de determinación R^2 , indicador que refleja el nivel de ajuste de la regresión. El coeficiente de determinación R^2 mide el

porcentaje de variación en la variable dependiente, explicada por el conjunto de variables predictivas o independientes. Su valor oscila entre 0 y 1, donde valores cercanos a 0 indican un bajo nivel de ajuste, y niveles cercanos a 1 reflejan buenos niveles de ajuste. Se puede calcular de la siguiente forma:

$$- \quad (9)$$

Donde:

$$- \quad (10)$$

$$- \quad (11)$$

Sin embargo, suele suceder que al añadir más variables predictivas, el ajuste mejora, es decir, se obtienen cada vez mejores valores de R^2 (valores cercanos a 1). Por este motivo, es que el coeficiente de determinación ordinario R^2 , no sirve para comparar modelos con distinta cantidad de variables independientes. Luego, por esta razón, existe el coeficiente de determinación corregido o más comúnmente conocido como R^2 ajustado, indicador que refleja el nivel de ajuste del modelo regresivo, y al mismo tiempo penaliza por la cantidad de variables usadas para predecir. El coeficiente de determinación corregido o R^2 ajustado se interpreta de la misma manera que el coeficiente de determinación ordinario, valores cercanos a 1 indican buen nivel de ajuste, mientras que para valores cercanos a 0, quiere decir que el ajuste es malo o que no existe dependencia entre la variable dependiente y el conjunto de variables independientes (al menos no dependencia lineal). El R^2 ajustado oscila entre 0 y 1 y se calcula de la siguiente manera:

$$\frac{\text{-----}}{\text{-----}} \quad (12)$$

Donde n corresponde al número de observaciones, y k representa el número de variables independientes usadas en el modelo. El coeficiente de determinación corregido o R^2 ajustado por siempre es menor o igual al coeficiente de determinación ordinario.

Los valores que se han obtenido para el coeficiente R^2 en los diferentes estudios publicados, por ejemplo, sobre los puntos de función varían desde 0,44 hasta 0,87. Apoyándose en estos valores, algunos autores afirman la validez de la

técnica de los puntos de función. Sin embargo, es una conclusión que no se desprende directamente de esos datos. Fijémonos que son valores *explicativos*, no *predictivos*. Tanto el R^2 como el coeficiente de correlación no son las medidas más adecuadas para evaluar la predicción de un modelo; en el mejor de los casos se trata de medidas del ajuste de la ecuación a los datos, no de la capacidad predictiva del modelo.

7.3.4.2 MAPE

El MAPE se refiere al valor medio del porcentaje de error y representa una medida de predicción para series de tiempo o regresiones. Generalmente expresa la precisión como porcentaje.

El MAPE promedio se escribe como:

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|e_i|}{\hat{y}_i} \quad (13)$$

Donde y_i representa el valor observado y \hat{y}_i el valor estimado. Las diferencias entre y_i y \hat{y}_i son divididas por \hat{y}_i , lo que da como resultado el MAPE, y el valor absoluto de este cálculo es sumado para cada punto ajustado y luego dividido nuevamente por el número total de puntos n así se obtiene el MAPE promedio. Esto genera un error porcentual que es comparable entre distintos modelos.

7.3.4.3 MaxMAPE

$$\max_i \left(\frac{|e_i|}{\hat{y}_i} \right) \quad (14)$$

Esta medida sirve para conocer cuál es el valor más alejado de la realidad, en términos absolutos y porcentuales con respecto a la serie original, durante el período de de pronóstico.

7.4 Modelos de Inventario ^[12]

El inventario protege a las empresas de retailing de variaciones y cambios tanto en la oferta como en la demanda. Mientras mayor es la cantidad de inventario, más segura es la disponibilidad de productos a los clientes, y es poco probable que haya quiebres de venta. Sin embargo, al tener altos niveles de inventario, son altos también los costos financieros (costos por tener capital inmovilizado en inventarios) en que se involucra con esta práctica. Por otro lado,

bajos niveles de inventario involucran menores costos financieros, pero mayor es la probabilidad de quedarse sin productos ante cambios o variaciones en la demanda esperada.

Existen diferentes modelos teóricos que permiten diseñar políticas económicamente favorables para el manejo de los inventarios en las empresas. Estas políticas son básicamente un proceso de toma de decisiones que intenta dar respuesta a dos preguntas claves.

¿Cuánto debe comprarse o reponerse?

¿Cuándo se debe realizar la compra?

Las respuestas a estas dos preguntas dan lugar a un modelo de administración de inventario.

A continuación se presentan, en forma general, los 3 modelos básicos de administración de inventario, los cuales son: el modelo de cantidad económica de pedido, el modelo de revisión continua y el modelo de revisión periódica. Además, se comenta bajo qué circunstancias se debe utilizar cada uno de los modelos en la práctica.

7.4.1 Modelo de cantidad económica de pedido (EOQ)

Es el modelo más básico de políticas de inventario. Describe el compromiso entre costos fijos de realizar un pedido y los costos de mantener inventario. Este modelo se basa en los siguientes supuestos:

- La tasa de demanda es constante y conocida.
- La recepción del pedido es instantánea.
- No se permiten quiebres de inventario.

La estructura de costos es la siguiente:

- Tasa de demanda (D), constante en unidades al año.
- El costo unitario del artículo (C) es constante y no existen descuentos por volumen.
- El costo de mantención del inventario depende linealmente del promedio de tal.
- Este costo es un $i\%$ del valor promedio del inventario (i representa la “tasa de costo de oportunidad” por llevar inventario).
- Existe un costo fijo de colocación de pedido (S).
- Tamaño de lote (Q), fijo y en unidades.

Con esta estructura de costos se puede calcular el costo total de inventario anual:

$$- \quad - \quad (15)$$

Donde el primer término representa el costo de colocaciones de pedidos (n = número de pedidos en un año) y el segundo, el costo por llevar inventario en el año (I = inventario promedio).

Minimizando esta función de costos en Q se llega a la cantidad clásica económica de pedido conocida como de Wilson.

$$\frac{dTC}{dQ} = 0 \quad (16)$$

7.4.2 Modelo de Revisión Continua (Q)

Los supuestos de demanda constante y de recepción de pedido instantáneo son relajados, permitiéndose una demanda aleatoria y un tiempo de entrega de largo L . Además, se permite la existencia de faltantes o quiebres de inventario.

En este modelo el nivel de inventario se monitorea después de cada transacción o en forma continua. Cuando el nivel de inventario cae por debajo de un punto determinado, llamado punto de reorden, se coloca una orden por una cantidad fija, con lo que el tiempo entre órdenes variará dependiendo de la naturaleza aleatoria de la demanda.

La siguiente regla de decisión rige esta política de inventario:

Revisar continuamente el nivel de inventario. Cuando el nivel cae por debajo del punto de reorden (R), se ordena una cantidad fija (Q).

Este sistema se determina completamente mediante el uso de dos parámetros, Q y R . El primero se hace igual al valor EOQ del modelo de cantidad económica de pedido.

El punto de reorden se basa en la noción de una distribución de probabilidad de la demanda durante el tiempo de entrega. Cuando se coloca una orden el sistema queda expuesto a quiebres de inventario hasta que ésta llega. Dado que el punto de reorden es mayor que cero, es razonable suponer que no habrá quiebres de inventario a no ser que se haya colocado una orden, por ende, el único riesgo de quiebre es durante el tiempo de entrega.

Suponiendo que la demanda en el tiempo de entrega se comporta como una distribución normal, el punto de reorden R se define como:

$$(17)$$

Donde:

- = demanda media durante el tiempo de entrega
- = inventario de seguridad

Se puede expresar el inventario de seguridad como:

$$- (18)$$

Donde:

- = factor de seguridad
- = desviación estándar promedio de la demanda por unidad de tiempo

7.4.3 Modelo de Reaprovisionamiento Periódico (P)

Al igual que en el modelo de revisión continua, los supuestos de demanda constante y de recepción de pedido instantáneo son relajados, permitiéndose una demanda aleatoria y un tiempo de entrega de largo L. Además, se permite la existencia de faltantes o quiebres de inventario.

En un sistema de revisión periódica el nivel de inventario se revisa a intervalos fijos de largo P llamado instante de revisión, momento en que se decide si se coloca una orden o no. La cantidad de inventario cae en forma irregular hasta que llega el instante de revisión prefijado para pedir una orden. En ese instante, se ordena una cantidad para colocar el saldo o nivel de inventario igual a un nivel de inventario objetivo T. La orden se recibe posteriormente, después de un tiempo de entrega L. En el siguiente instante de revisión se pide una nueva orden repitiéndose el ciclo de utilización, pedido y recepción de producto.

El sistema P se determina completamente mediante los parámetros P y T. El nivel de inventario objetivo T se puede establecer de acuerdo al nivel de servicio especificado. En este caso el inventario objetivo se fija lo suficientemente alto para cubrir la demanda durante el tiempo de entrega L más el período de revisión P. A este tiempo se le llama tiempo de previsión y tiene largo P+L. Esto es debido a que el producto de la bodega no será reabastecido hasta la llegada de la orden siguiente la cual llega en P+L unidades de tiempo más.

Para ejemplificar el concepto, en t_0 se coloca una orden llamada X. La siguiente orden Y se colocará en un tiempo t_0+P . Una vez que se halla colocado la orden X, ninguna orden posterior (en particular Y) serán recibidas hasta el tiempo t_0+L+P (cuando arriba la orden Y). Por esta razón, el nivel de inventario objetivo debe ser suficiente para cubrir la demanda durante todo el tiempo de previsión de largo P+L.

Así, después de cada revisión se ordena una cantidad igual al inventario objetivo T menos la cantidad de inventario en bodega.

El sistema periódico funciona de una manera totalmente diferente al sistema de revisión continua debido a que no tiene punto de reorden sino un inventario objetivo, además el intervalo de revisión es fijo y no la cantidad pedida. Por esta razón muchas veces se le da el nombre de sistema P al modelo de reaprovisionamiento periódico.

Por lo tanto, para alcanzar el nivel de servicio especificado, la demanda debe ser satisfecha por todo el período de previsión de largo P + L en el nivel promedio, más un inventario de seguridad. Entonces:

(19)

Donde:

= nivel de inventario objetivo

= demanda media durante el tiempo de entrega

= inventario de seguridad

Se puede expresar el inventario de seguridad como:

_____ **(20)**

Donde:

= factor de seguridad

= desviación estándar promedio de la demanda por unidad de tiempo

Uso de los sistemas P y Q en la práctica

La selección de uno u otro sistema no es una cosa simple y puede ser realizada de acuerdo a la práctica gerencial así como aspectos económicos.

Existen sin embargo, algunas condiciones bajo las cuales se puede preferir el sistema P por sobre al sistema Q:

- Cuando se deben colocar órdenes de compra en intervalos específicos. Muchas veces es debido a restricciones de los proveedores que sólo aceptan pedidos en una ventana de tiempo específica. Ejemplo: todas las primeras semanas del mes.
- Cuando se ordenan artículos múltiples a un mismo proveedor y que deben entregarse en un mismo embarque.

7.5 Distribución de Probabilidad

La distribución de probabilidad de una variable aleatoria es una función que asigna a cada suceso definido sobre la variable aleatoria la probabilidad de que dicho suceso ocurra. La distribución de probabilidad está definida sobre el conjunto de todos los eventos rango de valores de la variable aleatoria.

Cuando la variable aleatoria toma valores en el conjunto de los números reales, la distribución de probabilidad está completamente especificada por la función de distribución, cuyo valor en cada real x es la probabilidad de que la variable aleatoria sea menor o igual que x .

Dada una variable aleatoria todos sus puntos x , su función de distribución es:

7.5.1 Prueba de bondad de ajuste de Kolmogorov-Smirnov (KS)

La prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra se considera un procedimiento de "bondad de ajuste", es decir, permite medir el grado de concordancia existente entre la distribución de un conjunto de datos y una distribución teórica específica. Su objetivo es señalar si los datos provienen de una población que tiene la distribución teórica especificada.

Hipótesis a contrastar:

H_0 : Los datos analizados siguen una distribución M.

H_1 : Los datos analizados no siguen una distribución M.

Estadístico de contraste:

(21)

Donde:

- es el i -ésimo valor observado de la muestra.
- es un estimador de la probabilidad de observar valores menores o iguales que .
- es la probabilidad de observar valores menores o iguales que cuando H_0 es cierta.

Así pues, D es la mayor diferencia absoluta observada entre la frecuencia acumulada observada y la frecuencia acumulada teórica , obtenida a partir de la distribución de probabilidad que se especifica como hipótesis nula.

Si los valores observados son similares a los esperados , el valor de D será pequeño. Cuanto mayor sea la discrepancia entre la distribución empírica y la distribución teórica, mayor será el valor de D .

Por tanto, el criterio para la toma de la decisión entre las dos hipótesis será de la forma:

Si	Aceptar H_0
Si	Rechazar H_0

Donde el valor se elige de tal manera que:

siendo el nivel de significación del contraste.

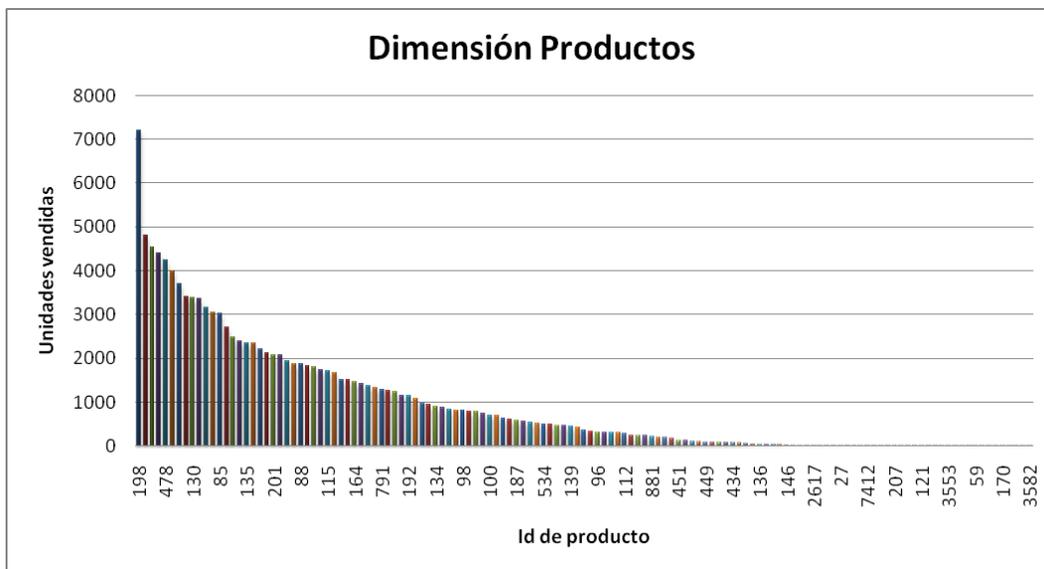
8 DESARROLLO METODOLÓGICO

8.1 Análisis del problema a resolver

Existen 3 dimensiones importantes a considerar en este problema, estas se tratan de las ventas por producto, las ventas por tienda y ventas por semana. Cada una de éstas aporta con cierto grado de dificultad al intentar una correcta asignación de productos. Se debe determinar entonces cuál de estas dimensiones posee mayor variabilidad y que por lo tanto requiere un procedimiento que la aborde con mayor énfasis que el resto.

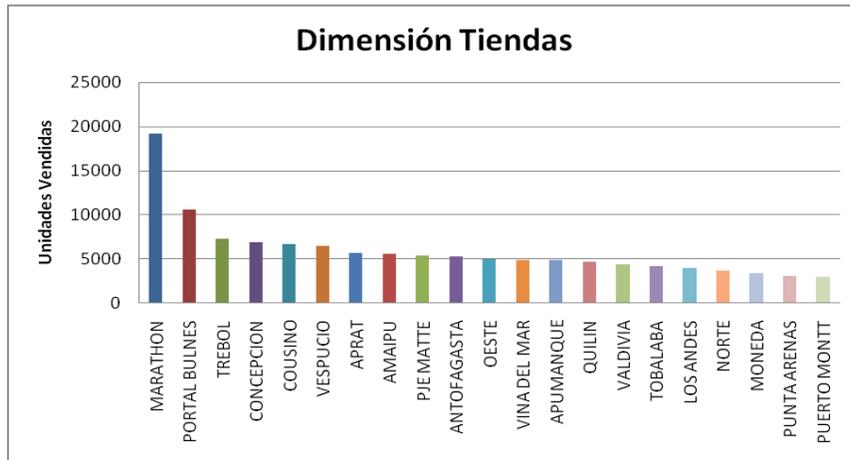
Para analizar lo anterior se utilizará la familia Sostén a nivel de cadena en el año móvil que va desde Julio 2009 a Junio 2010, a continuación se pueden observar gráficos que representan las dimensiones mencionadas, en cada uno de ellos se han agregado las dos dimensiones restantes.

Ilustración 2 Gráfico Dimensión ventas por producto



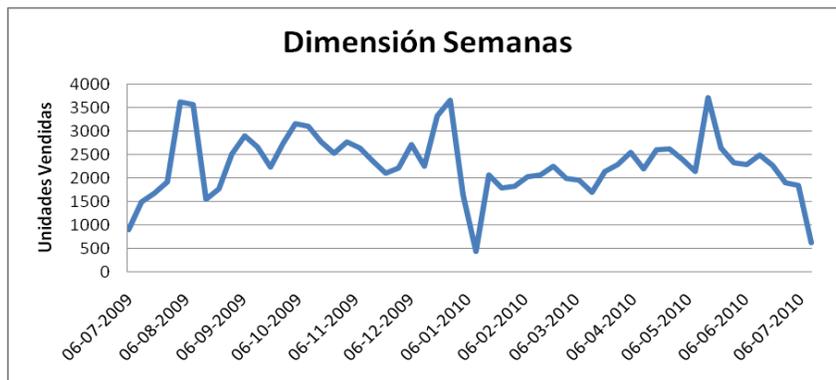
Fuente: Elaboración Propia

Ilustración 3 Gráfico Dimensión ventas por tienda



Fuente: Elaboración Propia

Ilustración 4 Gráfico Dimensión ventas por semanas



Fuente: Elaboración Propia

Los gráficos anteriores dan una primera aproximación acerca de cuál es la dimensión que presenta mayor variabilidad, las ventas por productos, ya que se observa en la Ilustración 3 que los niveles de venta para cada SKU son muy distintos en la cadena. Para confirmar esta intuición se calculan los coeficientes de variación (desviación estándar/media) de las unidades vendidas en cada dimensión.

Tabla 1 Coeficientes de variación

	Coeficiente
Productos	1,37
Tiendas	0,59
Semanas	0,29

Fuente: Elaboración Propia

La Tabla 1 muestra claramente que la dimensión Productos posee una variabilidad considerablemente mayor que las otras dimensiones estudiadas. Por lo tanto, se necesita abordar la solución del problema principalmente desde esta dimensión. Se propone utilizar un pronóstico de demanda basado en atributos.

Por otro lado, para la dimensión tiendas bastará con una segmentación de éstas, de manera de agrupar aquellas que se comporten de manera similar a nivel de categorías, con lo que el coeficiente de variación podría ser aún menor para esta dimensión si se calcula a nivel de segmentos.

Por último, no se justifica utilizar modelos complejos basados en series de tiempo como parte de la solución, ya que la baja variabilidad en la dimensión semanas no sugiere esto, sino más bien se observa un comportamiento regular con ciertos peaks identificados en semanas especiales, como lo son la semana de navidad y del día de la madre.

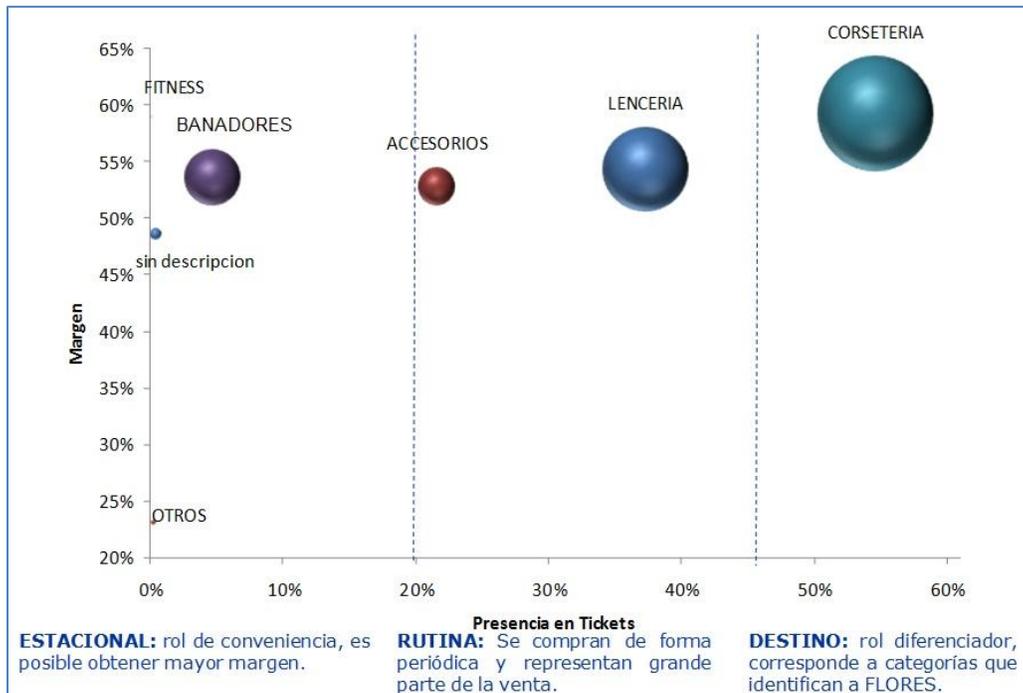
8.2 Análisis Inicial y Selección de Categorías

La empresa cuenta actualmente con 32 tiendas (sucursales) a lo largo del país, sin embargo se seleccionan 21 de ellas para este estudio, ya que cuentan con registros suficientes para el periodo contemplado. Las tiendas en estudio se ubican desde la región de Antofagasta a la región de Magallanes, encontrándose 13 de éstas en la Región Metropolitana.

La cadena maneja alrededor de 14 categorías, de las cuales se considerarán 10 en el estudio, en términos de participaciones de mercado, debido a los bajos niveles de venta y la falta de descripción de algunas de ellas. Se utilizarán 2 categorías en especial para la segmentación de tiendas (se agrupan las restantes) y estas mismas 2 para la estimación de demanda y posterior modelamiento de la asignación.

Se procede a identificar los roles de las categorías, el gráfico a continuación presenta las categorías más relevantes mediante la presencia en tickets (eje horizontal), el margen de contribución (eje vertical) y el tamaño de ventas de cada una (tamaño de la esfera), de esta manera se vislumbran fácilmente los roles que cada una ocupa en la cadena.

Ilustración 5 Mapa de Roles de Categoría

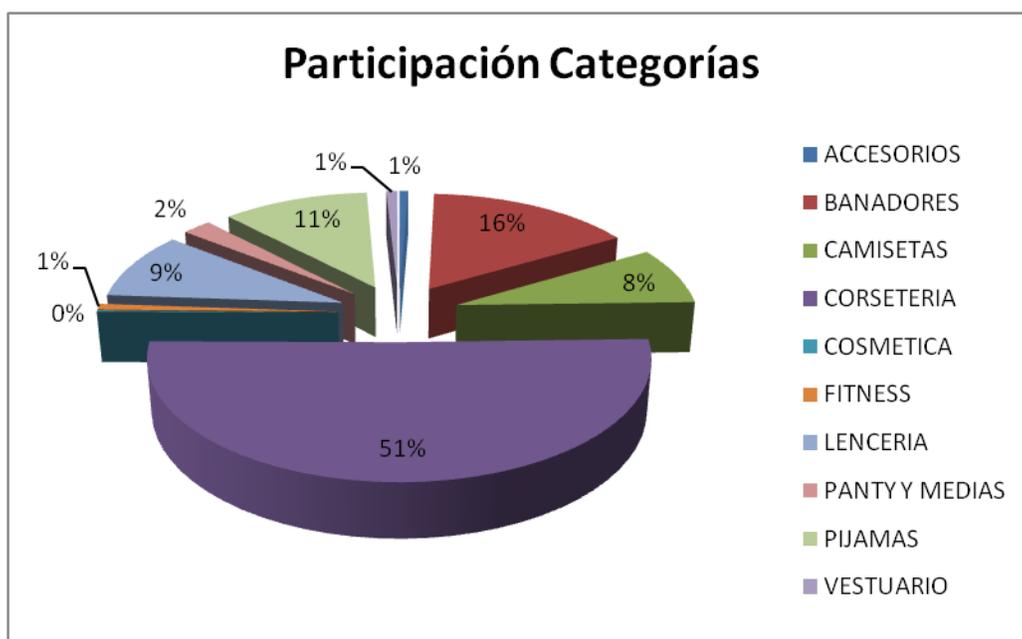


Fuente: Elaboración propia

Se observa que la categoría Corsetería presenta una Alta presencia en tickets, así como un Alto margen, por lo cual su Rol es de Destino. A su vez, las categorías Lencería y Accesorios poseen una presencia en tickets y margen un tanto menores, así como su nivel de venta, lo cual sugiere un Rol de Rutina. Y una categoría como Bañadores, con baja presencia de tickets y bajo margen con respecto a las demás adopta un Rol Estacional o de Conveniencia.

A continuación se muestra la participación de mercado que tuvo cada categoría durante el año 2009.

Ilustración 6 Participaciones de Mercado Categorías



Fuente: Elaboración Propia

Se observa que más de un 50% de la participación corresponde a la categoría Corsetería, seguida muy de lejos, con un 16% por la categoría Bañadores. Dados los distintos roles que cumplen estas categorías y su participación de mercado en la cadena se escogen estas categorías para realizar los análisis en este trabajo.

8.2.1 Categoría Corsetería

Esta Categoría está conformada por 408 SKU distintos que fueron comercializados durante el periodo de estudio, sin embargo es posible encontrar dentro de ésta 14 familias distintas, entre ellas: Calzón, Colaless, Corset, Peto, Portaligas, Sostén, entre otras, las cuales difieren bastante en los atributos que componen sus productos, por lo que se decide trabajar específicamente con la familia Sostén, la cual contiene casi el 40% de los SKU de la categoría y representa alrededor del 60% de las ventas de esta misma.

La Familia Sostén posee 147 SKU comercializados durante el periodo de estudio, sin embargo se desea utilizar aquellos que hayan sido ofrecidos en todas las tiendas y que posean un mínimo considerable de unidades vendidas, con cuyos filtros el número de SKU a estudiar se reduce a 75, de esta manera el surtido a analizar es idéntico para todas las tiendas.

8.2.1.1 Descripción de atributos y niveles Familia Sostén

El proceso de asignar niveles-atributos a un producto es no trivial, pues el maestro de productos no siempre contiene toda la información necesaria tal como se quisiera. El número de atributos varía entre las distintas categorías de la cadena, debido a sus características particulares y la disponibilidad de datos que poseía. Esta información se extrajo del maestro de productos con el que se cuenta en las bases de datos, teniendo que extraer algunos atributos desde la descripción del producto (nombre del producto) y otros existían previamente como columnas en el maestro.

Los atributos y niveles considerados cumplen con los 3 criterios básicos para este tipo de análisis: que sean reconocibles por los clientes, que sean objetivos y que sean aplicables a toda la categoría o familia, para el caso Sostén.

Son 4 los atributos levantados para la familia Sostén, cada uno de ellos y los niveles que poseen se describen a continuación:

- *Estilo*: Básico, Fashion, Funcional, Juvenil.

Atributo extraído directamente del maestro de productos, indica el estilo que posee el producto, encontrándose 4 niveles.

- *Tier de Precio*: Alto, Medio, Bajo.

Atributo levantado a partir del precio de cada producto, dados los valores de todos ellos, se definen cortes para cada nivel de precio (equidistantes).

- *Encaje*: Con Encaje, Sin Encaje.

Atributo extraído desde la descripción de los productos.

- *Push-Up*: Con Push-Up, Sin Push-Up.

Atributo extraído desde la descripción de los productos.

Además se contaba con el atributo Marca, sin embargo casi el 90% de los productos de la familia poseían una única marca (marca propia de la empresa), por lo cual no se consideró este atributo en el estudio.

8.2.2 Categoría Bañadores

Categoría conformada por 238 SKU comercializados durante el periodo de estudio. Se encuentran 15 familias distintas dentro de ella, y dados los atributos con los que se cuenta para describir sus productos se decide trabajar con las 4 principales familias que la componen: “Una pieza”, “Bikini”, “Tankini” y “Trikini”.

Éstas contienen el 70% de los SKU de la categoría y representan más del 88% de las ventas de ésta. De aquí en adelante al referirse a la Categoría Bañadores se estará hablando de estas 4 familias seleccionadas.

Considerando aquellos SKU pertenecientes a las familias mencionadas, además que hayan sido ofrecidos en todas las tiendas y que tengan un mínimo considerable de unidades vendidas se obtiene un total de 59 SKU a estudiar.

8.2.2.1 Descripción de atributos-niveles Categoría Bañadores

Son 4 los atributos levantados para esta categoría, bajo las mismas condiciones y criterios que para la familia Sostén. Cada atributo con sus respectivos niveles se detallan a continuación:

- *Estilo*: Básico, Fashion, Funcional, Juvenil.

Atributo extraído directamente del maestro de productos, indica el estilo que posee el producto, encontrándose 4 niveles.

- *Tier de Precio*: Alto, Medio, Bajo.

Atributo levantado a partir del precio de cada producto, dados los valores de todos ellos, se definen cortes para cada nivel de precio (equidistantes).

- *Marca*: Flores, Caterina, Euphoria, AC-Mare.

Atributo extraído directamente del maestro de productos.

- *Diseño (familia)*: Una pieza, Bikini, Trikini, Tankini.

Atributo extraído directamente del maestro de productos.

8.3 Segmentación de Tiendas

Con el objetivo de minimizar el tiempo y la ocupación de horas hombre se realizará una segmentación de las tiendas, para así formar grupos de salas que tengan un comportamiento similar a nivel de categorías y de esta manera realizar un pronóstico de demanda para categoría completa en cada segmento y no uno por tienda, ya que esto último demoraría más tiempo y además no arrojaría buenos ajustes y resultados debido al bajo nivel de unidades vendidas que caracteriza a la cadena.

Para esto se realizará una segmentación no jerárquica utilizando la técnica K-means, la cual requiere establecer a priori el número de segmentos a formar.

Para tener un parámetro de referencia respecto de este número se efectúa previamente una segmentación jerárquica, la cual mediante un dendograma permite intuir la cantidad de segmentos a utilizar.

Las variables de segmentación son escogidas de modo que no influya el tamaño de cada tienda, lo que se quiere detectar son diferencias y/o similitudes en el comportamiento de las categorías. Es necesario entonces analizar las participaciones de mercado de cada categoría seleccionada de manera desagregada, tanto a nivel de tiendas como en el tiempo, de esta forma se podrán observar comportamientos particulares en estas dimensiones. Las variables escogidas fueron las siguientes:

- Share Categoría Bañadores en Trimestre Julio-Agosto-Septiembre. (Share_Bañadores_Jul-Ago-Sep)
- Share Categoría Corsetería en Trimestre Julio-Agosto-Septiembre. (Share_Corsetería_Jul-Ago-Sep)
- Share Otras Categorías en Trimestre Julio-Agosto-Septiembre. (Share_Otros_Julio-Ago-Sep)
- Más estas mismas variables replicadas para el resto de trimestres, es decir, Octubre-Noviembre-Diciembre, Enero-Febrero-Marzo, Abril-Mayo-Junio.

Además, es posible caracterizar las tiendas en función de otros indicadores, que no se extraen directamente de los datos transaccionales, se trata de indicadores dados por el tamaño (en metros cuadrados), si la ubicación de la tienda es dentro o fuera de un Mall y si se trata de una tienda de la Región Metropolitana o no, ya que se dan diferencias en el ticket promedio y las participaciones de venta alcanzados por algunas de ellas, asociadas a estos factores. Con estos indicadores se pretende caracterizar los segmentos resultantes a raíz de la segmentación, no así utilizarlos para la segmentación misma, ya que se corre el riesgo de forzar clusters explicados principalmente por éstos.

Se normalizan las variables a utilizar para manejar una misma escala de medida y poder compararlas entre sí, para esto se utiliza la siguiente ecuación:

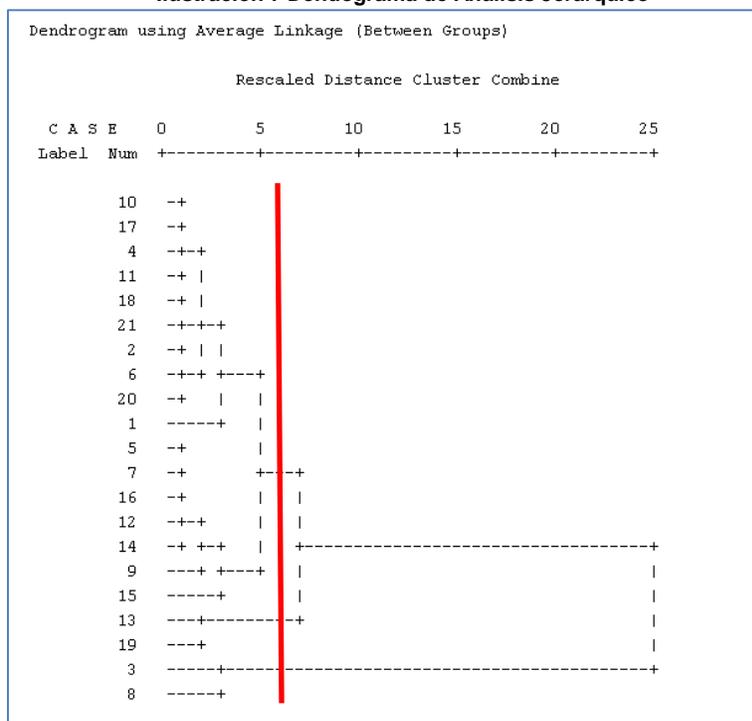
$$\frac{X - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \quad (22)$$

Donde X corresponde al valor original y X' al valor normalizado en una escala común de 0 a 1.

8.3.1 Conformación de Clúster

Una vez seleccionadas las variables a considerar durante la segmentación y normalizadas de manera de manejar una misma escala de medida², se procede a exportar la base de datos al programa estadístico SPSS, el cual se utiliza para la clasificación de las tiendas como se mencionó anteriormente, en primera instancia se analiza el dendrograma obtenido a través de la segmentación jerárquica, el cual indica que el número de clúster potencial es de 3.

Ilustración 7 Dendrograma de Análisis Jerárquico



Fuente: Elaboración Propia

Con el número de clústers definido se realiza una segmentación no jerárquica. Para esto se utiliza el método K-means del cual se obtienen los siguientes resultados:

² Ver en Anexo N°1 y N°2 las variables de segmentación

Tabla 2 Centros de los Conglomerados Finales

	Conglomerado			Promedio
	Tradicional	Mall	Venta de Bodega	
BANADORES_Jul-Ago-Sep	,0085	,0181	,0032	,0099
CORSETERIA_Jul-Ago-Sep	,6049	,6878	,9311	,7413
OTROS_Oct-Nov-Dic	,6414	,5488	,3204	,5036
BANADORES_Oct-Nov-Dic	,1915	,3066	,0597	,1859
CORSETERIA_Oct-Nov-Dic	,5978	,6011	,9113	,7034
OTROS_Ene-Feb-Mar	,4655	,3470	,2837	,3654
BANADORES_Ene-Feb-Mar	,3538	,5794	,1369	,3567
CORSETERIA_Ene-Feb-Mar	,5609	,4644	,9277	,6510
OTROS_Abr-May-Jun	,3401	,2109	,1901	,2470
BANADORES_Abr-May-Jun	,0199	,0186	,0050	,0145
CORSETERIA_Abr-May-Jun	,5345	,6012	,8854	,6737
OTROS_Abr-May-Jun	,7004	,6350	,3644	,5666

Fuente: Elaboración Propia

La Tabla 2 contiene la información correspondiente a los centros de cada clúster, la cual resulta útil para observar las diferencias existentes entre las tiendas “promedio” de cada clúster.

Tabla 3 ANOVA Segmentación K-means

	Conglomerado		Error		F	Sig.
	Media cuadrática	gl	Media cuadrática	gl		
BANADORES_Jul-Ago-Sep	,000	2	,0006	18	,512	,608
CORSETERIA_Jul-Ago-Sep	,089	2	,0038	18	23,261	,000
OTROS_Oct-Nov-Dic	,087	2	,0025	18	35,066	,000
BANADORES_Oct-Nov-Dic	,065	2	,0046	18	14,136	,000
CORSETERIA_Oct-Nov-Dic	,088	2	,0054	18	16,389	,000
OTROS_Ene-Feb-Mar	,046	2	,0016	18	28,586	,000
BANADORES_Ene-Feb-Mar	,222	2	,0063	18	35,177	,000
CORSETERIA_Ene-Feb-Mar	,180	2	,0044	18	40,660	,000
OTROS_Abr-May-Jun	,046	2	,0022	18	20,718	,000
BANADORES_Abr-May-Jun	,000	2	,0003	18	,598	,560
CORSETERIA_Abr-May-Jun	,101	2	,0033	18	30,258	,000
OTROS_Abr-May-Jun	,092	2	,0027	18	34,218	,000

Fuente: Elaboración Propia

La Tabla 3 corresponde a los resultados de la Tabla Anova, la cual indica una serie de datos estadísticos respecto a cada una de las variables contempladas en el análisis. Quizás la más importante de ellas tiene relación con la significancia de la variable en el análisis, señalada en la última columna de la tabla. Cuando dicho valor resulta ser menor que 0,05 se puede rechazar la hipótesis nula que plantea que las medias de dos o más grupos (clústers) son iguales, contra la hipótesis alternativa de que por lo menos uno de los grupos presenta una media distinta a la de las otras agrupaciones, de este modo se puede determinar que existe una diferencia considerable entre los clúster identificados. Sólo son 2 las variables que no resultan significantes en este caso, sin embargo corresponden a los shares de ventas de la categoría Bañadores para los trimestres Abril-Mayo-Junio y Julio-Agosto-Septiembre, en los cuales esta categoría presenta muy pocas ventas a nivel de cadena, dada la estacionalidad de su demanda.

Tabla 4 Pertenencia a Conglomerados

Tienda	Clúster
CONCEPCION	1
LOS ANDES	1
MONEDA	1
PJE MATTE	1
PORTAL BULNES	1
P. MONTT	1
PUNTA ARENAS	1
QUILIN	1
VALDIVIA	1
AMAIPU	2
ANTOFAGASTA	2
APUMANQUE	2
COUSINO	2
NORTE	2
OESTE	2
TOBALABA	2
TREBOL	2
VESPUCIO	2
VINA DEL MAR	2
APRAT	3
MARATHON	3

Fuente: Elaboración Propia

Por último, en la Tabla 4 se presenta la tabla de pertenencia de cada tienda a los conglomerados o clúster, la que es utilizada posteriormente para diversos análisis, como por ejemplo, observar valores promedios de los segmentos en cada variable, lo que ayuda a caracterizarlos y asignarles un nombre.

8.3.2 Caracterización de Clúster

Conformados ya los clúster se procede a caracterizarlos utilizando tanto las variables de segmentación como otras variables explicativas de cada tienda, que podrían decir algo más sobre los conjuntos creados³.

Tiendas Tradicional (Tipo de Tiendas 1): Corresponden a las sucursales con comportamientos promedio, su desempeño en las categorías utilizadas para segmentar no sobresalen por sobre el resto, en ninguno de los trimestres. Las sucursales regionales corresponden a tiendas en el sur del país y son de menor tamaño promedio en metros cuadrados.

Tiendas Mall (Tipo de Tiendas 2): Son sucursales con mejor desempeño en categoría Bañadores, en la temporada primavera verano, las sucursales regionales corresponden a tiendas ubicadas en ciudades que poseen balnearios, el promedio de metros cuadrados por tienda es mayor que en los otros dos clusters y prácticamente todas están ubicadas dentro de un Mall, a excepción de las tiendas Cousiño y Viña del Mar, pero la primera de éstas al menos tiene tanta afluencia de público como la tienen tiendas en un Mall⁴.

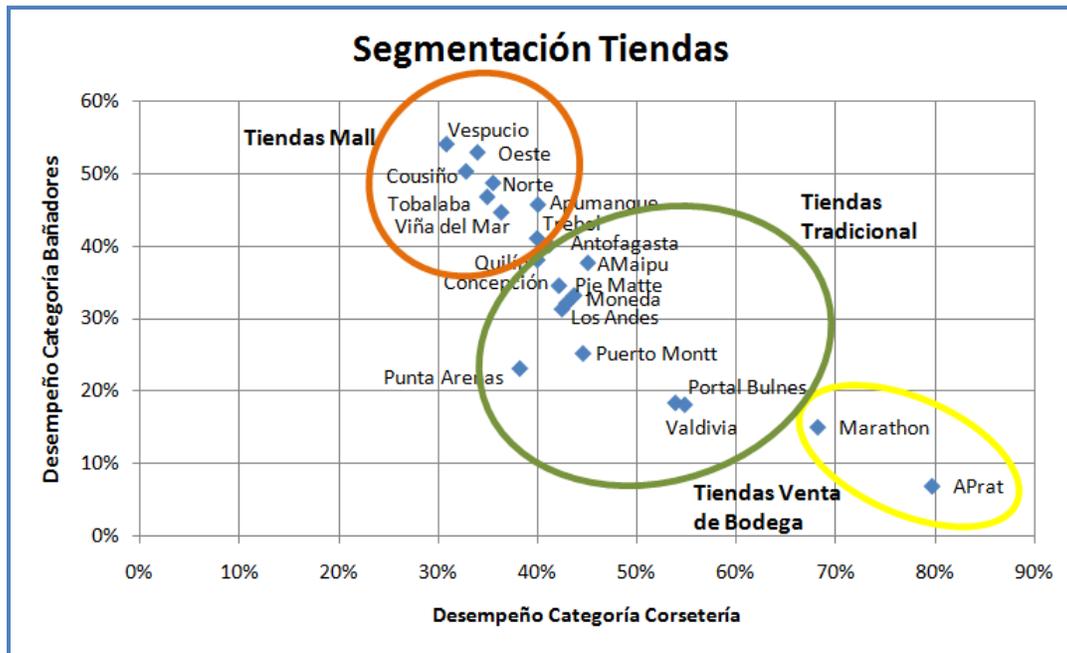
Tiendas Venta de Bodega (Tipo de Tiendas 3): En este cluster quedaron 2 tiendas que se destacan por su desempeño en la categoría Corsetería a lo largo del año (superior al 65% del share en cada trimestre), diferencia explicada principalmente por tratarse estas de tiendas de venta de bodega, la sucursal APrat es una Marathon más pequeña, ya que los metros cuadrados de tienda son mucho menos, pero se comportan de manera muy similar.

En el gráfico a continuación se puede apreciar lo descrito anteriormente acerca del desempeño de las categorías en cada segmento para el trimestre Enero-Febrero-Marzo, se escogió este trimestre para la representación gráfica de los clúster debido a que se considera el más representativo dada la estacionalidad de la demanda en la categoría Bañadores.

³ Ver en el Anexo N°3 la tabla completa con los clusters caracterizados

⁴ Se realizaron visitas a las tiendas donde esto se pudo corroborar

Ilustración 8 Representación Gráfica Segmentación de Tiendas



Fuente: Elaboración Propia

Esta segmentación permite reducir el tamaño del problema y a su vez reducir las horas hombre ocupadas al aplicar esta metodología. Además, en miras del pronóstico de demanda que se desea realizar, la segmentación resultará conveniente por la posibilidad de agregar la información disponible, dado que las tiendas no tienen altos niveles de unidades vendidas por sí solas.

El desarrollo metodológico de aquí en adelante se centrará principalmente en el segmento de Tiendas Mall, para la familia Sostén, esto con fines de redacción, ya que se ha replicado toda la metodología en los otros segmentos y categorías, más adelante se analizan todas las tiendas y la categoría Bañadores.

8.4 Pronóstico de Demanda por Atributos

Con la segmentación de tiendas presentada previamente, se continúa con la metodología, que considera a continuación un pronóstico de demanda por atributos. Como se dijo anteriormente, la idea de tener esta visión por atributos es con el fin de aprovechar la oportunidad de que éstos son transversales en el tiempo y si bien los productos cambian año a año a nivel de SKU, mantienen ciertas características que los definen y que son lo que los clientes buscan al comprar.

El pronóstico por atributos considera en una primera etapa crear un modelo para predecir la demanda en unidades para la categoría o familia completa utilizando la técnica para pronóstico que mejores resultados y ajuste arroje, y luego utilizando los shares históricos por trimestre de los atributos y el share de cada tienda dentro del segmento se recupera un pronóstico para cada combinación de atributos existente. Se detalla este procedimiento más adelante.

8.4.1 Pre procesamiento de datos

Antes de proceder a obtener los parámetros mediante los modelos propuestos, se deben preparar las bases de datos para dicho proceso. Estas bases deberán formarse para cada segmento y cada categoría. En ellas se deben considerar las semanas a estudiar, las cantidades demandadas y los precios de cada SKU (para calcular el precio promedio de la categoría).

Además, para las categorías seleccionadas se realizó un filtrado de datos siguiendo los siguientes criterios:

- Sólo se consideran SKU que hayan sido comercializados en todas las tiendas incluidas en el estudio.
- Se eliminan SKU que poseían una baja cantidad de información de ventas.
- Se eliminan SKU que poseían características disímiles con los otros productos pertenecientes a la categoría.

8.4.1.1 Variables Dummies Explicativas

Como una forma de explicar estacionalidades, peaks o caídas en la demanda se debe analizar el comportamiento de ésta en semanas especiales como fines de mes, quincenas, navidad, etc. Y si se observa que estas semanas pudieran afectarla se crean variables dummies explicativas que indiquen la presencia de dichos acontecimientos.

8.4.2 Levantamiento de Atributos

En base a la información disponible en el Maestro de Productos de la cadena se levantan los atributos y niveles para cada SKU a utilizar. Tal como se describió anteriormente algunos de estos atributos venían explícitos en el maestro como una columna más, mientras que otros debieron ser extraídos desde la descripción del producto.

8.4.3 Estimación de la Función de Demanda Categoría Completa

Existen modelos para estimar demanda por SKU basados en atributos, como el propuesto por Bell, Brondef y Chintagunta^[6], cuya unidad de análisis es el market share a nivel de tienda de los distintos atributos y sus niveles, y que para realizar los cálculos de pronóstico de demanda para un gran número de SKU es necesario contar primero con una estimación de las ventas totales a nivel de categoría.

Basándose en modelos como el anterior, lo primero que considera el procedimiento planteado en este trabajo para obtener un pronóstico de demanda por atributos es estimar una función de demanda para la categoría o familia completa. Para esto se testearon diferentes modelos y así luego se escogió el que mejor ajuste y resultados presentó, el pronóstico de demanda por regresiones lineales.

8.4.3.1 Variables del Modelo

La variable dependiente a explicar corresponde a las unidades vendidas por semana en la categoría estudiada. En este estudio se cuenta con datos de ventas para 106 semanas, de las cuales 75 serán utilizadas para entrenar el modelo y el resto se utilizarán para testear y validar el mismo.

Por otro lado, las variables independientes utilizadas son:

- Unidades vendidas en la categoría la semana anterior.
- Unidades vendidas en la categoría en la misma semana del año anterior.
- Precio promedio de la categoría durante la semana.
- Variables dummies explicativas, las que indican al modelo la presencia de peaks en ciertas semanas especiales tales como:
 - Fines de mes
 - Quincenas
 - Navidad
 - Día de la madre

Para algunos de los modelos testeados, específicamente aquellos de la familia ARIMA se excluye la variable “Unidades vendidas en la categoría la semana anterior”, ya que estos modelos utilizan por sí solos variables autorregresivas que suplen su ausencia.

8.4.3.2 Modelos Testeados

Como se dijo anteriormente, se probaron distintos modelos para el pronóstico de demanda de la categoría completa, utilizando en ellos las mismas variables independientes.

Se efectúa un análisis de significancia estadística de los resultados de cada modelo, para así determinar el ajuste y la capacidad de predicción de cada uno de ellos. Se observa entonces el coeficiente de determinación múltiple R^2 ajustado, criterio de valoración de la capacidad de explicación de los modelos, que denota el porcentaje de varianza de la variable dependiente que es justificado por las variables independientes. Cabe recalcar que el R^2 es un coeficiente explicativo del modelo, no predictivo, por lo que no es mejor manera de evaluar la capacidad predictiva de un modelo; en el mejor de los casos se trata de una medida del ajuste de la ecuación a los datos.

Por otro lado, la variable más conveniente para la evaluación de capacidad de predicción es el MAPE, tanto para el conjunto de datos de entrenamiento como para el de testeo.

A continuación se muestra una tabla comparativa para los modelos testeados, de la cual se extrae la selección del modelo definitivo a utilizar en este trabajo.

Tabla 5 Cuadro Comparativo Modelos Testeados

Modelo	R^2 ajustado	MAPE train	MAPE test	MaxAPE train	MaxAPE test
Regresión Lineal	0,849	7,75%	12,07%	30,84%	36,49%
ARIMA(1,0,0)	0,777	8,76%	12,42%	35,54%	53,52%
ARIMA(0,0,1)	0,807	8%	14%	35,04%	46,35%
ARIMA(0,0,2)	0,781	10,76%	29,76%	47,50%	162,83%
ARIMA(0,0,3)	0,849	9,04%	27,93%	25,41%	156,88%
ARIMA(2,0,0)	0,783	9,05%	13,17%	30,07%	47,86%
ARIMA(1,0,1)	0,808	8,49%	14,54%	35,47%	46,61%
Chaid Exhaustivo	0,453	6,32%	26,82%	27,97%	199,63%
CART_1	0,689	6,29%	21,88%	31,95%	169,14%
CART_2	0,654	9,07%	21,88%	34,06%	180,30%

Fuente: Elaboración Propia

Se observa que el mejor modelo corresponde a la Regresión Lineal, ya que presenta el mejor ajuste, posee el R^2 más alto y además presenta una capacidad de predicción bastante buena, reflejada en los MAPE, tanto para el conjunto de datos de entrenamiento, como para el de testeo.

Por otro lado, se probaron modelos de la familia ARIMA, para distintos valores en los parámetros p , d y q , sin embargo no se lograron mejores resultados. Además, se utilizó la herramienta del programa SPSS llamado "Modelizador Experto", el cual identifica y estima automáticamente el modelo ARIMA que mejor se ajuste para la variable dependiente, de donde se obtuvieron los modelos ARIMA(0,0,2) y ARIMA(0,0,3), pero que no logran mejor ajuste ni predicción que el modelo seleccionado, de hecho para el caso ARIMA(0,0,2) el segundo retardo resultó no significativo. Por su parte, en el modelo ARIMA(2,0,0) el segundo retardo AR tampoco resultó significativo, así como el retardo AR en el modelo ARIMA(1,0,1).

Se probaron también modelos por árboles de regresión, entre ellos un Chaid Exhaustivo y dos modelos CART para distintos parámetros de construcción relacionados con la mínima cantidad de casos en nodos padres y nodos hijos, no obstante éstos presentaron un sobreajuste considerable, lo cual se hace evidente al mirar los bajos valores para el MAPE train, mientras que los MAPE test son mucho mayores, obteniéndose incluso MaxMAPE test superiores a 160%. Se intentó mejorar esta situación podando el árbol CART_1, pero los resultados no fueron los esperados.

Así, queda seleccionado para el desarrollo de este trabajo el modelo por regresión lineal. Cabe destacar que esta selección podría variar al replicar esta metodología en otros casos, lo importante es obtener los mejores ajustes y predicción para el pronóstico de categoría completa, ya que se pretende recuperar de éste un pronóstico por atributos.

8.4.3.3 Modelo Seleccionado

Como se dijo anteriormente, de los datos disponibles (106 semanas), se utilizan los datos de las primeras 75 semanas para las regresiones, los otros datos disponibles serán de utilidad para validar los parámetros y los modelos que se obtengan. Los datos son ingresados al software SPSS, donde se obtienen las regresiones. El método utilizado para "regresionar" es el método BACKWARD. En este método se introducen en el modelo todas las variables y se van suprimiendo si cumplen una serie de condiciones definidas a priori hasta que no se pueden eliminar más, es decir ninguna variable cumpla la condición impuesta; específicamente utiliza como criterio de ingreso de una variable independiente al

modelo el test de hipótesis F, el cual testea la hipótesis nula que los coeficientes de las variables del modelo son iguales a 0. Es decir, se remueven del modelo las variables que con probabilidad mayor a 0.1 su coeficiente es igual a 0.

Se deben correr regresiones preliminares para determinar variables relevantes, y aquellas que no aportan en la predicción. Gracias a esto se eliminó una de las variables dummy consideradas en un principio, esta corresponde a la variable Quincena, la cual tiene un p-valor de 0.112 y no es posible rechazar la hipótesis nula de que su coeficiente es igual a 0. Además, se detectó un problema en las semanas posteriores a navidad, en las que las regresiones no captaban la fuerte baja en la demanda que da a lugar en ellas, por lo que se agregó otra variable dummy explicativa para esto llamada Lag Navidad y el modelo se vio favorecido.

El modelo a utilizar será el siguiente:

(23)

Donde:

Para este modelo definitivo, se obtienen los siguientes resultados.

Tabla 6 Coeficientes de la Regresión

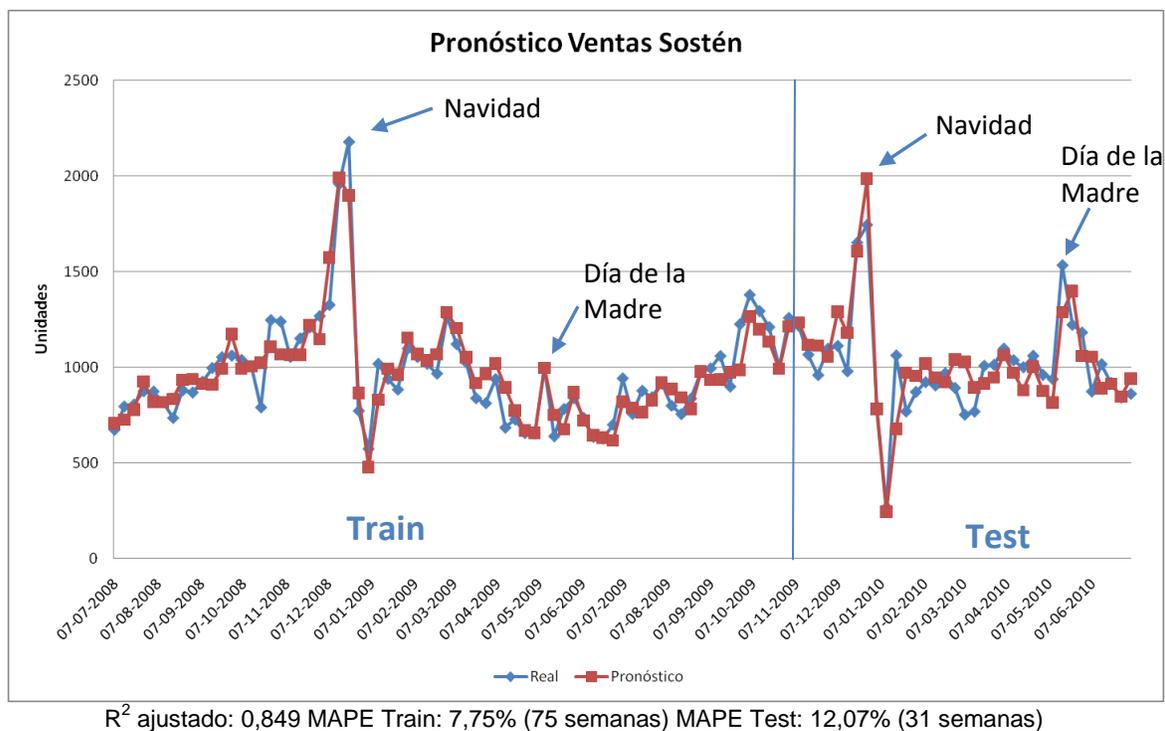
Modelo	Coeficientes no estandarizados		Coeficientes tipificados	t	Sig.	Estadísticos de colinealidad	
	B	Error típ.	Beta			Tolerancia	FIV
(Constante)	1259,801	316,636		3,979	0,000		
seman_ante	0,437	0,058	0,439	7,576	0,000	0,615	1,626
precio_prom	-0,113	0,030	-0,190	-3,756	0,000	0,804	1,243
sem_año_pas	0,403	0,060	0,423	6,770	0,000	0,529	1,890
fin_mes	126,223	31,872	0,186	3,960	0,000	0,933	1,072
mayo	270,664	109,905	0,118	2,463	0,016	0,902	1,108
diciembre	255,344	82,667	0,190	3,089	0,003	0,547	1,829
lag_dic	-393,261	84,314	-0,240	-4,664	0,000	0,777	1,287

Fuente: Elaboración Propia

Un factor importante para evaluar el modelo de regresión es el signo de los coeficientes (columna B). Se puede observar en la Tabla 6, por ejemplo, que el coeficiente asociado al precio promedio es negativo, lo cual hace sentido, ya que es de esperar que si los precios suben las unidades vendidas disminuyan, luego este coeficiente representa la elasticidad precio. Además los coeficientes asociados a las variables dummies que explican peaks durante el año tienen valores positivos altos, es decir captan bien las alzas en la demanda. Todas las variables incluidas en este modelo definitivo resultan significantes en la predicción, pues para todas ellas se rechaza la hipótesis nula de que los coeficientes asociados a ellas sean cero al poseer un p-valor menor a 0,05 en el test F. Por último, es posible decir que no existe multicolinealidad entre las variables independientes, lo anterior se refleja en los indicadores de Tolerancia y en el Factor de Inflación de la Varianza (FIV) que entregan las regresiones lineales. La tolerancia es $1/\text{FIV}$ y el FIV es la comparación de las relaciones lineales entre las variables regresoras. La varianza inflada se considera alta cuando supera el 10 que es el valor referencia, para la tolerancia será por tanto 0,1 el valor referencia y se observa en la Tabla 6 que ninguna de las variables del modelo posee un valor alto en este factor.

Se muestra en la Ilustración 10 una representación gráfica del comportamiento del modelo.

Ilustración 9 Gráfico del Pronóstico de Ventas Sostén, Tiendas Mall



Fuente: Elaboración Propia

El R^2 ajustado de la regresión fue de 0,849, lo que indica que una gran proporción de la varianza es explicada por las variables independientes que se incorporaron al modelo, mientras que el estadístico Durbi-Watson para los residuos es de 1,946 sugiriendo que existe independencia entre ellos, lo cual se considera bastante bueno, mientras que el MAPE, calculado sobre las semanas de testeo, resultó de un 12,07%, bastante bueno también.

Se tiene entonces un pronóstico para la categoría completa, con buen ajuste y nivel de predicción, punto de partida para el pronóstico por atributos al cual se desea llegar⁵.

8.4.4 Recuperación de pronóstico por atributos

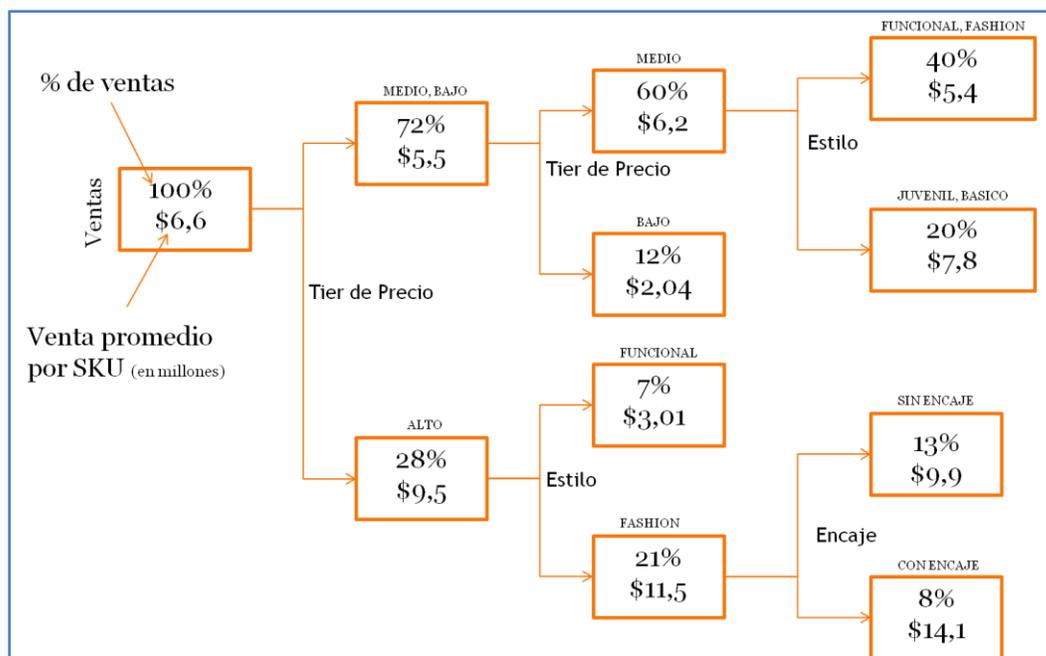
Para obtener el pronóstico de demanda por atributos a partir de la estimación para la categoría completa es necesario juntar esta última con los shares históricos de cada atributo y sus niveles, los cuales serán distintos dependiendo de la tienda.

Por lo tanto se estudian las participaciones de mercado de cada atributo, con una visión de combinación de atributos, también llamadas “tuplas de

⁵ Ver en los Anexos N° 4 y N°5 los Pronósticos de categoría completa para los segmentos Traccional y Venta de Bodega

atributos”. Para esto se requiere determinar aquellos atributos que son relevantes para los clientes a la hora de comprar y que por lo tanto determinan las ventas en la categoría. Se procede entonces a definir una jerarquía para éstos con el fin de determinar el orden con el cual considerar los shares de cada atributo y niveles en la conformación de las tuplas. Para esto se utilizan árboles de decisión (CRT), a través del software SPSS, donde la variable a explicar corresponde a las Ventas. A continuación se presentan los resultados más importantes del árbol, considerando las ramas más relevantes.

Ilustración 10 Árbol de decisión Familia Sostén



Fuente: Elaboración Propia

De la Ilustración 11 se puede observar que el atributo que en mayor medida discrimina las ventas es el Tier de Precio de los productos. Le sigue en importancia el atributo Estilo y por último el atributo Encaje.

Así la jerarquía de atributos queda definida como sigue:

- Tier de Precio
- Estilo
- Encaje

Se continúa con el cálculo de shares históricos para cada atributo y niveles, utilizando los datos del último año móvil de ventas, para así de esta manera llegar a un share para cada tupla que se conforme de éstos. Se decide calcular un share por trimestre, cada uno representando las ventas para cierta temporada del año. Se descartó en esta parte analizar por shares mensuales, ya que podrían darse

particularidades en ciertos meses que provocaran errores en las conclusiones, considerando trimestres es posible alisar estas particularidades y tener una visión más real de los shares de cada atributo a lo largo del año.

Además, se decide utilizar los shares históricos por tienda, ya que la segmentación con la que se cuenta fue pensada con el objetivo de pronosticar demanda en categorías completas, por lo que los clúster resultantes se comportan de manera similar a nivel de categoría, pero no necesariamente a nivel de atributos. Por otro lado, este trabajo busca abordar el problema de la presencia de diferentes realidades para las distintas tiendas dadas por características propias de cada una y de los clientes que acuden a ellas.

Las Tablas 7, 8 y 9 muestran el comportamiento promedio de los atributos, durante un año, para las distintas tiendas.

Tabla 7 Share de Ventas Promedio, Atributo Tier de Precio, Sostén

Tienda	Alto	Medio	Bajo	Total
CONCEPCION	23,4%	66,3%	10,3%	100,0%
LOS ANDES	28,1%	62,0%	9,9%	100,0%
MONEDA	33,3%	61,1%	5,6%	100,0%
PJE MATTE	28,1%	63,1%	8,8%	100,0%
PORTAL BULNES	18,3%	70,9%	10,8%	100,0%
PUERTO MONTT	26,6%	61,3%	12,1%	100,0%
PUNTA ARENAS	22,0%	66,1%	11,9%	100,0%
QUILIN	26,2%	63,2%	10,6%	100,0%
VALDIVIA	21,0%	65,9%	13,2%	100,0%
AMAIPU	27,8%	63,3%	8,9%	100,0%
ANTOFAGASTA	28,6%	60,7%	10,7%	100,0%
APUMANQUE	26,2%	68,3%	5,6%	100,0%
COUSINO	34,6%	59,4%	6,0%	100,0%
NORTE	31,4%	61,3%	7,2%	100,0%
OESTE	30,5%	62,2%	7,3%	100,0%
TOBALABA	29,0%	60,9%	10,1%	100,0%
TREBOL	27,0%	62,6%	10,4%	100,0%
VESPUCIO	31,5%	65,3%	3,3%	100,0%
VINA DEL MAR	26,7%	63,9%	9,5%	100,0%
APRAT	20,4%	69,4%	10,2%	100,0%
MARATHON	29,3%	64,4%	6,4%	100,0%
PROMEDIO	27,1%	63,9%	9,0%	100,0%

Fuente: Elaboración Propia

Se observa que el Tier de Precio Medio es aquél con mayor share en la cadena, esto se explica por la gran cantidad de SKU en este rango de precio que se ofrecen. Por otro lado, existen mayores diferencias entre las tiendas en los Tier de Precio Alto y Bajo, por ejemplo tiendas como Cousiño, Norte y Vespucio poseen un Share en el Tier Alto significativamente más alto que el promedio. Por el contrario tiendas como Valdivia, Puerto Montt y Punta Arenas presentan un Share en el Tier Bajo más alto que el promedio.

Tabla 8 Share de Ventas Promedio, Atributo Estilo, Sostén

Tienda	Básico	Fashion	Funcional	Juvenil	Total
CONCEPCION	8,8%	54,5%	25,1%	11,6%	100,0%
LOS ANDES	11,4%	56,4%	13,2%	18,9%	100,0%
MONEDA	12,7%	64,9%	12,4%	10,1%	100,0%
PJE MATTE	9,7%	58,5%	21,0%	10,8%	100,0%
PORTAL BULNES	11,3%	48,0%	30,4%	10,3%	100,0%
PUERTO MONTT	8,6%	52,8%	17,9%	20,7%	100,0%
PUNTA ARENAS	8,0%	56,2%	14,6%	21,1%	100,0%
QUILIN	12,5%	52,7%	16,1%	18,8%	100,0%
VALDIVIA	14,1%	62,8%	11,8%	11,3%	100,0%
AMAIPU	8,5%	53,2%	17,8%	20,4%	100,0%
ANTOFAGASTA	9,2%	51,9%	16,8%	22,1%	100,0%
APUMANQUE	16,4%	49,9%	15,7%	18,1%	100,0%
COUSINO	10,5%	64,9%	15,6%	9,0%	100,0%
NORTE	11,0%	56,7%	14,2%	18,0%	100,0%
OESTE	8,0%	58,5%	12,5%	21,0%	100,0%
TOBALABA	7,0%	54,5%	16,9%	21,6%	100,0%
TREBOL	11,5%	55,6%	13,6%	19,3%	100,0%
VESPUICIO	12,6%	59,9%	13,3%	14,3%	100,0%
VINA DEL MAR	11,8%	52,4%	19,2%	16,6%	100,0%
APRAT	10,5%	61,6%	16,1%	11,8%	100,0%
MARATHON	10,3%	52,7%	26,8%	10,3%	100,0%
PROMEDIO	10,7%	56,1%	17,2%	16,0%	100,0%

Fuente: Elaboración Propia

En cuanto al atributo Estilo, se observa que el nivel Fashion posee más participación en la cadena, destacando por sobre el promedio tiendas como Moneda, Valdivia y Cousiño. En cuanto las tiendas Concepción, Portal Bulnes y Marathon presentan participaciones considerablemente más altas en el nivel Funcional, así como Tobalaba, Antofagasta, Punta Arenas y Oeste están por sobre el promedio en participación para el nivel Juvenil.

Tabla 9 Share de Ventas Promedio, Atributo Encaje, Sostén

Tienda	Con Encaje	Sin Encaje	Total
CONCEPCION	38,6%	61,4%	100,0%
LOS ANDES	30,1%	69,9%	100,0%
MONEDA	32,1%	67,9%	100,0%
PJE MATTE	40,5%	59,5%	100,0%
PORTAL BULNES	38,8%	61,2%	100,0%
PUERTO MONTT	25,7%	74,3%	100,0%
PUNTA ARENAS	25,8%	74,2%	100,0%
QUILIN	28,8%	71,2%	100,0%
VALDIVIA	31,6%	68,4%	100,0%
AMAIPU	33,3%	66,7%	100,0%
ANTOFAGASTA	30,8%	69,2%	100,0%
APUMANQUE	27,9%	72,1%	100,0%
COUSINO	36,6%	63,4%	100,0%
NORTE	31,3%	68,7%	100,0%
OESTE	33,6%	66,4%	100,0%
TOBALABA	32,0%	68,0%	100,0%
TREBOL	29,6%	70,4%	100,0%
VESPUICIO	36,7%	63,3%	100,0%
VINA DEL MAR	32,5%	67,5%	100,0%
APRAT	30,3%	69,7%	100,0%
MARATHON	38,9%	61,1%	100,0%
PROMEDIO	32,6%	67,4%	100,0%

Fuente: Elaboración Propia

El atributo encaje no presenta mayores diferencias de participación en las distintas tiendas de la cadena, si este se observa como promedio anual, salvo por la tienda Pje. Matte, la cual destaca por un mayor share anual en el nivel Con Encaje. Sin embargo, a través de los trimestres del año las participaciones de venta de este atributo varían, muy probablemente, en función de las estaciones del año y la temperatura climática, esto debido a la particularidad del atributo en cuanto a textura y sensación térmica.

Se muestra a continuación un resumen con los shares históricos promedio de cada tupla de atributos en cada una de las 21 tiendas estudiadas, donde las filas suman el 100% de ventas en la categoría.

Tabla 10 Shares Promedio Tuplas de Atributos por Tienda, Sostén

Tienda	Tier Precio	Alto	Alto	Alto	Alto	Med	Med	Med	Med	Med	Med	Bajo	Bajo	Bajo
	Estilo	Fash	Fash	Func	Func	Basic	Fash	Fash	Func	Func	Juve	Fash	Func	Juve
	Encaje	Con E	Sin E	Con E	Sin E	Sin E	Con E	Sin E	Con E	Sin E	Sin E	Sin E	Sin E	Sin E
CONCEPCION		10,0%	10,2%	0,5%	2,7%	8,8%	15,1%	15,0%	13,1%	4,1%	10,2%	4,2%	4,7%	1,3%
LOS ANDES		12,5%	12,8%	0,4%	2,3%	11,4%	13,2%	12,0%	3,9%	3,5%	18,0%	5,9%	3,0%	0,9%
MONEDA		13,6%	18,2%	0,5%	1,0%	12,7%	14,2%	17,0%	3,8%	4,5%	8,9%	1,9%	2,5%	1,2%
PJE MATTE		13,5%	12,5%	0,5%	1,6%	9,7%	16,4%	13,6%	10,1%	4,3%	9,0%	2,6%	4,4%	1,8%
PORTAL BULNES		6,6%	7,9%	0,3%	3,6%	11,3%	11,2%	16,7%	20,6%	3,1%	7,9%	5,6%	2,8%	2,4%
PUERTO MONTT		10,6%	13,6%	0,8%	1,6%	8,6%	11,3%	13,9%	3,0%	5,8%	18,8%	3,6%	6,7%	1,9%
PUNTA ARENAS		8,3%	11,9%	0,4%	1,4%	8,0%	14,5%	16,0%	2,6%	5,5%	19,5%	5,5%	4,8%	1,6%
QUILIN		12,6%	11,7%	0,3%	1,5%	12,5%	11,8%	13,0%	4,1%	4,0%	17,8%	3,5%	6,1%	1,0%
VALDIVIA		8,7%	11,4%	0,7%	0,2%	14,1%	16,3%	16,8%	5,9%	2,5%	10,1%	9,6%	2,5%	1,1%
AMAIPU		12,4%	13,3%	0,6%	1,5%	8,5%	14,5%	10,4%	5,9%	5,0%	19,1%	2,8%	4,8%	1,3%
ANTOFAGASTA		13,7%	12,3%	0,7%	1,9%	9,2%	12,2%	10,9%	4,2%	3,5%	20,7%	2,8%	6,5%	1,5%
APUMANQUE		11,3%	12,1%	0,6%	2,1%	16,4%	10,1%	14,9%	5,8%	4,5%	16,6%	1,4%	2,7%	1,5%
COUSINO		13,8%	18,3%	0,7%	1,8%	10,5%	15,3%	15,5%	6,8%	3,6%	7,7%	2,0%	2,7%	1,3%
NORTE		14,1%	15,0%	1,1%	1,3%	11,0%	12,6%	13,2%	3,6%	3,7%	17,3%	1,9%	4,6%	0,8%
OESTE		14,0%	15,0%	0,4%	1,1%	8,0%	14,2%	12,4%	5,0%	3,0%	19,7%	2,9%	3,1%	1,4%
TOBALABA		13,0%	13,9%	0,5%	1,6%	7,0%	11,6%	12,1%	6,9%	3,7%	19,7%	3,9%	4,2%	2,0%
TREBOL		11,3%	14,2%	0,3%	1,2%	11,5%	13,6%	11,7%	4,4%	3,4%	18,0%	4,9%	4,2%	1,3%
VESPUCCIO		12,4%	17,6%	0,4%	1,1%	12,6%	18,5%	10,8%	5,4%	4,3%	13,7%	0,6%	2,1%	0,5%
VINA DEL MAR		11,1%	13,1%	0,4%	2,1%	11,8%	15,1%	10,5%	5,9%	5,7%	14,8%	2,7%	5,0%	1,8%
APRAT		7,9%	10,6%	0,2%	1,7%	10,5%	11,6%	24,8%	10,7%	1,8%	10,1%	6,7%	1,7%	1,8%
MARATHON		10,6%	12,0%	0,7%	6,0%	10,3%	14,8%	12,9%	12,8%	4,3%	9,3%	2,5%	3,0%	0,9%
PROMEDIO		11,5%	13,2%	0,5%	1,9%	10,7%	13,7%	14,0%	6,9%	4,0%	14,6%	3,7%	3,9%	1,4%

Fuente: Elaboración Propia

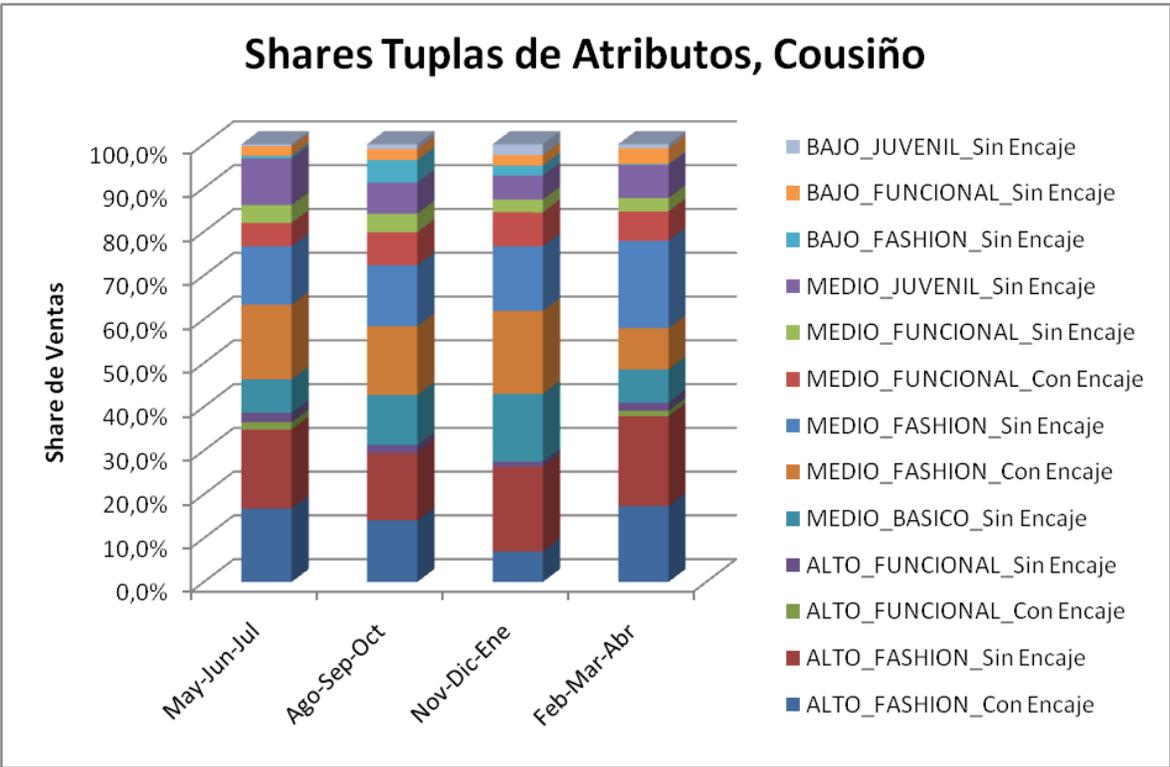
Se observa en la Tabla 10 que cada tienda presenta un escenario distinto para los shares de las tuplas. A nivel general, las participaciones más altas corresponden a los niveles Alto y Medio para el Tier de Precio, y al nivel Fashion para el atributo Estilo. Analizando de manera más específica se encuentran tiendas como Portal Bulnes, Punta Arenas, Valdivia y Aprat, todas ellas emplazadas en calle (y no en un Mall) o bien se ubican en regiones al sur del país, las cuales presentan bajos shares en tuplas que incluyan Tier de Precio Alto, concentrando sus ventas en productos de Tier de Precio Medio y Bajo, pero a la vez se diferencian en el atributo Estilo, por ejemplo las tiendas Portal Bulnes, Punta Arenas y Valdivia destacan por una mayor participación en los estilos Funcional, Juvenil y Fashion respectivamente.

Por otro lado, tiendas como Moneda y Cousiño, ubicadas en pleno de centro de la ciudad de Santiago, presentando una alta afluencia de clientes, que

en su mayoría podrían tener sus lugares de trabajo en los alrededores, presentan altos porcentajes de participación en tuplas con Tier de Precio Alto y Estilo Fashion, comportamiento similar al de la tienda Vespucio, una de las más grande sucursales de las emplazadas dentro de un Mall.

Dadas las diferencias que existen entre las tiendas, se justifica utilizar los shares por atributos de manera desagregada a nivel de tiendas. Además, como se dijo anteriormente, se calculan estos shares para cada trimestre y así captar si existen atributos que sean mayor o menormente demandados en ciertas épocas del año. A modo de ejemplo, la Ilustración 12 muestra los shares de cada tupla en los distintos trimestres, para la tienda Cousiño.

Ilustración 11 Gráfico del Shares Tuplas de Atributos en Tienda Cousiño



Fuente: Elaboración propia

Se observa en el gráfico anterior que existen tuplas en las que varía su participación de ventas en ciertos trimestres del año, por ejemplo la combinación Tier de Precio Alto, Estilo Fashion, Con Encaje, claramente disminuye en ventas en los trimestres en los cuales se realizan compras para temporadas Primavera-Verano (16,8% en Mayo-Junio-Julio a 7,0% en Noviembre-Diciembre-Enero), esto puede deberse a la presencia del atributo Encaje, que corresponde a cierta textura en los sostenes, que además de provocar mayor temperatura puede marcarse en la polera de quien los utiliza y como en estas temporadas se utiliza mayormente

poleras, debido al clima, se utilizan menos este tipo de sostenes. Por otro lado, esta misma combinación de atributos, pero Sin Encaje aumenta su share de ventas en estos mismos trimestres. Este comportamiento asociado al atributo Encaje, puede observarse en otras combinaciones de atributos también.

Finalmente, al ponderar estos valores de shares de ventas de cada tupla de atributos con el pronóstico de la categoría completa realizado anteriormente y considerando la participación en ventas que tiene cada tienda al interior de su segmento, se obtendrán las demandas pronosticadas para cada una de ellas en las distintas semanas del año.

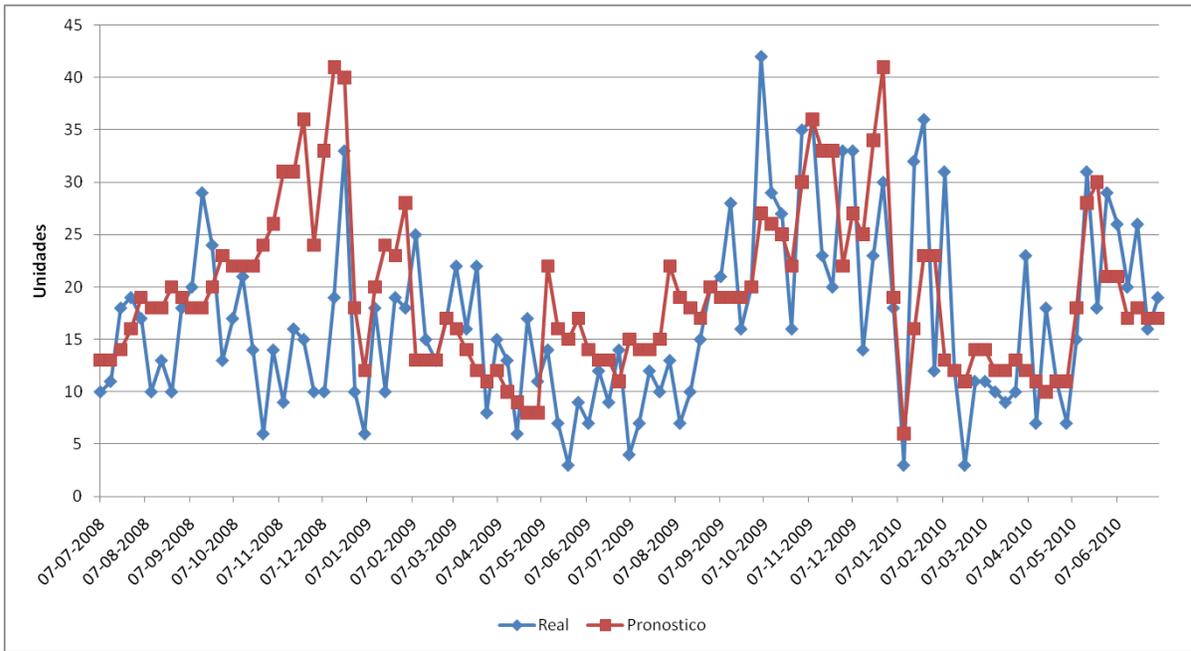
Lo anterior queda expresado en la siguiente ecuación, la cual se utilizará para calcular la demanda en cada tienda i , para cada tupla j , en la semana t :

Donde,

Medidas de error en la predicción para este pronóstico final por tuplas de atributos para cada tienda pierden fortaleza debido a que al desagregar el pronóstico a este nivel, además de aumentar el error, las unidades con las que se trabaja son muy pequeñas y cualquier diferencia en la predicción con respecto a la demanda real representa un alto porcentaje de error, sin embargo es posible evaluar el comportamiento de las predicciones de manera gráfica, donde se espera que los pronósticos logren captar las tendencias en la demanda a lo largo de las semanas en estudio y den un valor esperado que sirva como input para el modelo de inventarios para la asignación de productos que se propone en este trabajo.

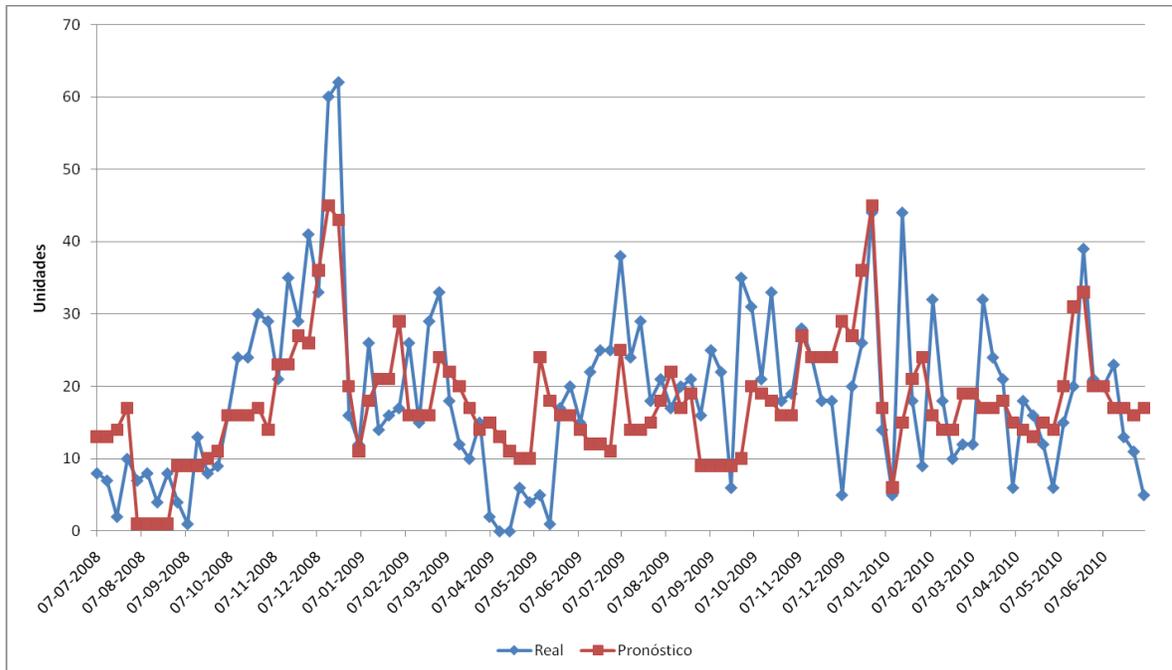
Se muestran a continuación algunas representaciones gráficas de los pronósticos de demanda por atributos para distintas combinaciones de ellos y en distintas tiendas de la cadena.

Ilustración 12 Gráfico del Pronóstico de demanda, Tupla MEDIO_Fashion_Con Encaje, Tienda Cousiño



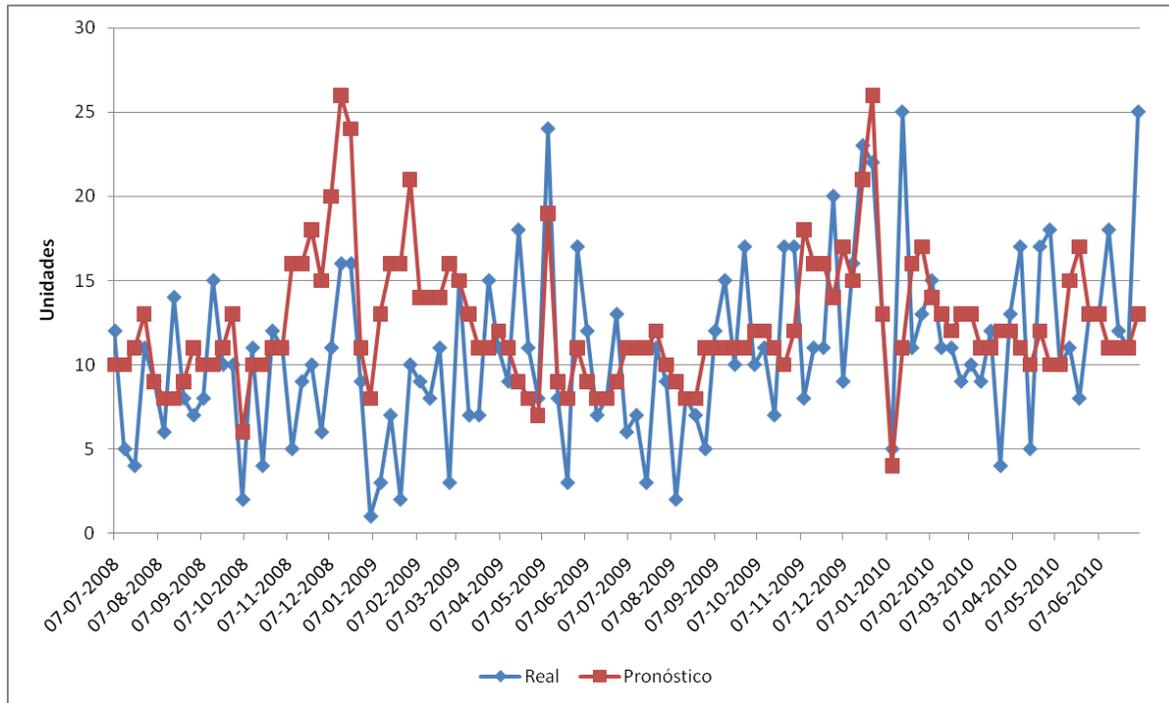
Fuente: Elaboración propia

Ilustración 13 Gráfico del Pronóstico de demanda, Tupla MEDIO_Juvenil_Sin Encaje, Tienda Vespucio



Fuente: Elaboración propia

Ilustración 14 Gráfico del Pronóstico de demanda, Tupla ALTO_Fashion_Sin Encaje, Tienda Antofagasta



Fuente: Elaboración propia

Con los pronósticos de demanda para combinaciones de atributos, apoyado por un modelo de asignación de productos, será posible prever una cantidad necesaria de unidades en tienda razonablemente correcta para satisfacer la demanda de los clientes, sin importar que los SKU hayan cambiado con respecto a años anteriores, ya que se maneja una estimación basada en atributos, los cuales se mantienen a través del tiempo.

8.5 Modelo para la Asignación de Productos

La empresa tiene restricciones propias y decisiones administrativas que el proceso de asignación de productos a plantear debe considerar en su modelación. Lo más importante es que se realiza la actividad de reposición con una frecuencia semanal y además se manejan niveles de inventario relativamente bajos en cada tienda debido al tamaño reducido de éstas, por otro lado cabe destacar que la empresa se abastece tanto por producción propia como importación de grandes lotes desde el extranjero. La primera de estas consideraciones mencionadas impone una restricción muy fuerte, ya que define una ventana de pedido fija. Es por esto que se ha decidido utilizar una política de inventario basada en el modelo P o de revisión periódica. Así, el tiempo entre órdenes queda determinado por esta regla, mientras que la cantidad de inventario disminuye día a día en forma irregular

hasta que llega este momento prefijado y se coloca una orden para dejar la posición de existencia o saldo de inventario en el nivel de inventario objetivo T al cual se debe llegar en cada periodo.

Como se sabe, el nivel de inventario objetivo debe ser suficiente para cubrir la demanda durante la semana más próxima, por lo que considera el pronóstico para aquella semana más un inventario de seguridad de la siguiente forma:

Con

Donde σ será la desviación estándar de la demanda, considerando la existencia semanas especiales en que la ésta tiene comportamientos fuera de lo normal (fin de mes, navidad, etc.) y k un factor de seguridad asociado al nivel de confianza que la empresa desee dar en su servicio.

Al manejar una estimación de demanda por semana, el modelo de reposición tendrá un inventario objetivo dinámico, es decir, que cambia a medida que pasa el tiempo.

8.5.1 Inventario de Seguridad

A continuación se detallará la formulación del inventario de seguridad utilizado en este estudio. Éste se deriva de la formulación expresada en **(23)**. Esta formulación clásica para el inventario de seguridad supone como fuente de incertidumbre la variabilidad de la demanda histórica y no considera el hecho que se utilicen pronósticos. Al introducir el uso de pronósticos de demanda se puede tener una buena aproximación de la demanda esperada y, por lo tanto, disminuir la incertidumbre y, por ende, el inventario de seguridad necesario. Por lo tanto la desviación estándar utilizada será sobre las estimaciones de demanda con las que se cuenta, considerando que existen distintos tipos de semanas dados por particularidades en el comportamiento de la demanda:

- Semanas normales
- Semanas de fin de mes
- Semana del día de la madre
- Semana de Navidad

Al tener esta diferenciación se evita sobrevalorar la desviación estándar utilizada en el cálculo del inventario de seguridad.

Por otro lado, se tiene el factor de seguridad asociado al nivel de confianza en el servicio que la empresa desee dar.

Tabla 11 Factor de Seguridad asociado al nivel de servicio

Nivel de Servicio	Z
90%	1,30
95%	1,65
97%	1,90
99%	2,37
100%	3,10

Fuente: Elaboración Propia

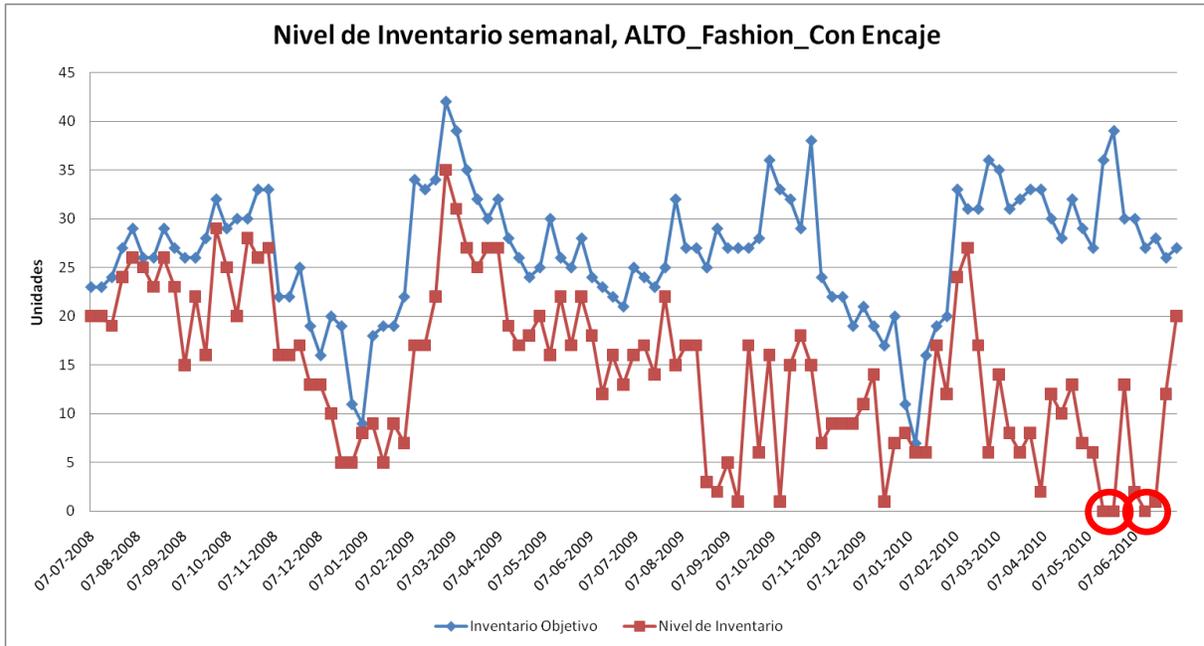
La Tabla 11 muestra los valores para asociados a distintos niveles de servicio utilizados en trabajos anteriores, donde se realiza el supuesto de que la demanda en el tiempo de previsión sigue una distribución normal. Así, la función de distribución acumulada en (para la función de distribución normal estandarizada con media 0 y varianza 1) corresponde a la probabilidad de que no haya un quiebre de inventario durante un ciclo de inventario para un cierto nivel de confianza dado. Se propone en este trabajo un nivel de servicio del 97%. El valor asociado a este nivel de confianza es igual a 1,90.

Con todos lo anterior se puede obtener el inventario objetivo. La orden de compra se emite por la diferencia entre el inventario objetivo y el nivel de inventario existente en ese momento.

8.5.2 Niveles de Inventario

Debido a que este trabajo considera 21 tiendas distintas y además se tiene el pronóstico de demanda para 13 tuplas de atributos considerando sólo la familia Sostén, se mostrarán, para su análisis, principalmente los niveles de inventario para la tienda Cousiño. La ilustración 16 muestra el escenario para la tupla con Tier de Precio: Alto, Estilo: Fashion, Con Encaje, durante el periodo en estudio, usando el modelo de reposición propuesto.

Ilustración 15 Nivel de Inventario, Tienda Cousiño, Tupla Alto_Fashion_Con Encaje

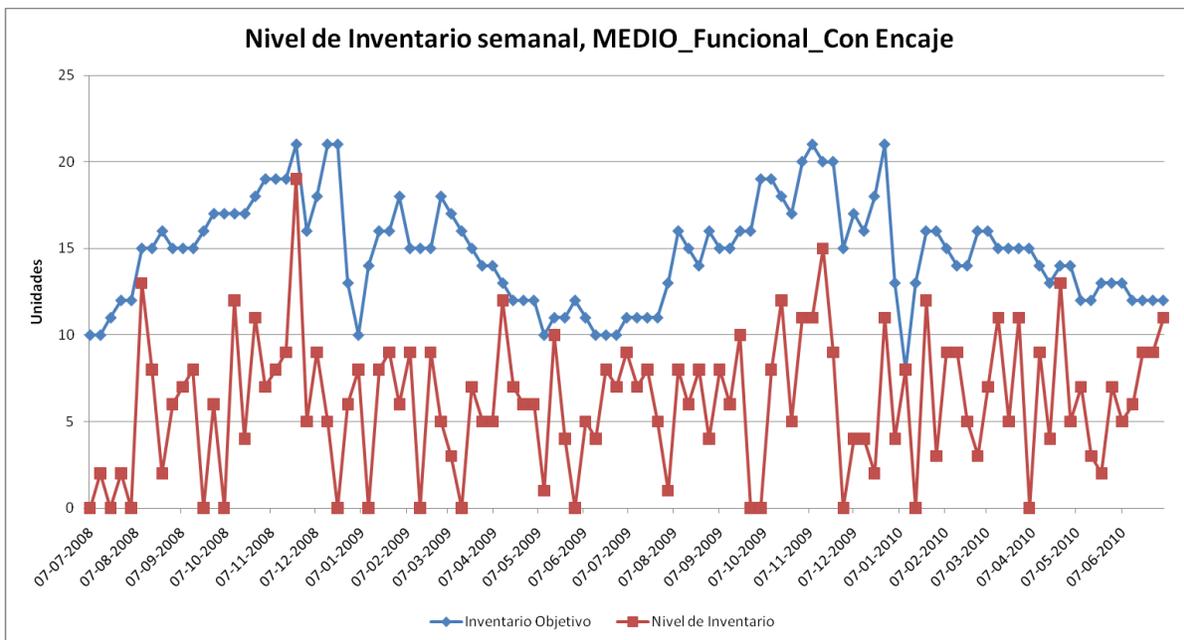


Fuente: Elaboración Propia

Donde la línea en azul representa el inventario objetivo en cada semana y la línea roja el nivel de inventario de la tupla al final de la misma semana, dada la demanda real. Se observa que para el periodo estudiado se presentaron sólo 3 semanas con quiebres de stock, lo cual representa un 2,86% del total (105 semanas). El inventario promedio por semana para esta tupla es de 27 unidades, con lo cual es posible medir las semanas de alcance, que para este caso tiene un valor de 2 semanas aproximadamente. Cabe destacar que esta tupla posee en promedio cerca del 14% del share de ventas de la tienda Cousiño.

La Ilustración 17 muestra el escenario para la tupla Tier de Precio: Medio, Estilo: Funcional, Con Encaje, para el mismo periodo. Los quiebres de stock se presentan en un 14,29% de las semanas en estudio, con un inventario promedio de 15 unidades, lo que medido en semanas de alcance se traduce en 2 semanas aproximadamente.

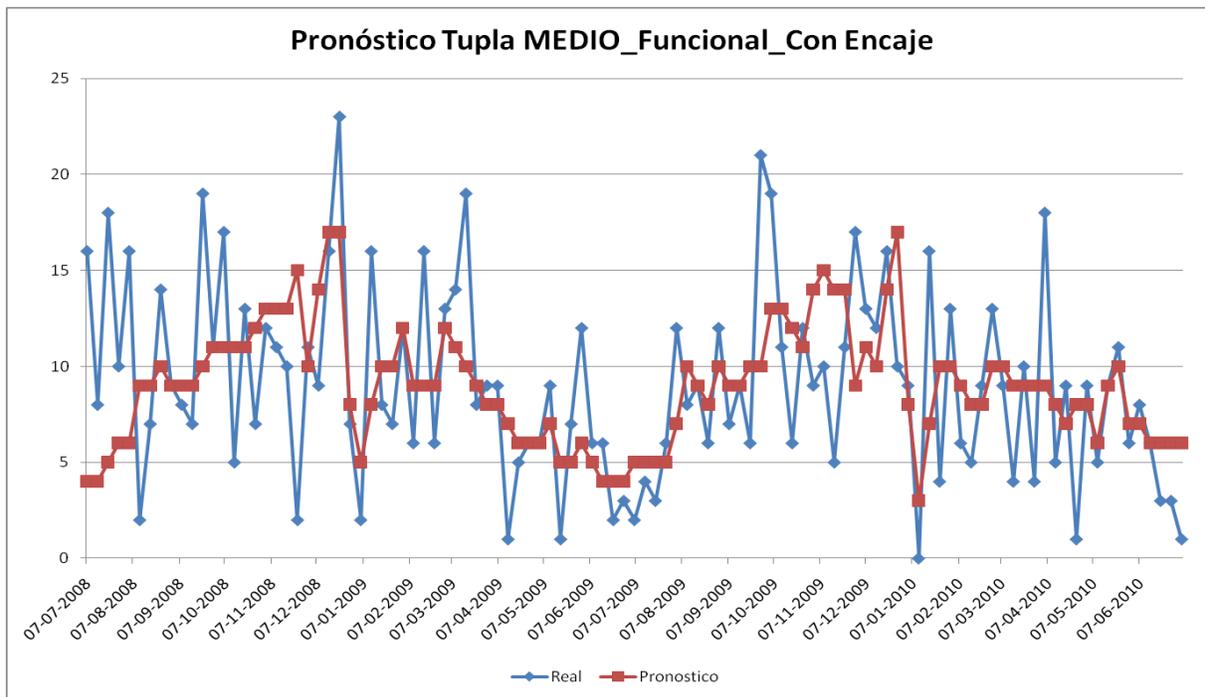
Ilustración 16 Nivel de Inventario, Tienda Cousiño, Tupla Medio_Funcional_Con Encaje



Fuente: Elaboración Propia

Se observa que esta tupla presenta una mayor cantidad de quiebres de stock durante el periodo de estudio, esto debido a que la demanda real por esta combinación de atributos si bien es menor que el caso anterior, presenta una alta variabilidad que el pronóstico no logra captar de buena forma, como lo muestra la Ilustración 18.

Ilustración 17 Pronóstico de demanda para la Tupla Tier Precio: Medio, Estilo: Funcional, Con Encaje



Fuente: Elaboración Propia

Se observa en este gráfico que si bien el pronóstico de demanda se ajusta de manera aceptable a las tendencias en la demanda, en realidad se dan cambios bruscos en la cantidad demanda de una semana a otra. Para resolver esto, una opción viable sería utilizar, para casos como este, la desviación estándar de la demanda histórica en el momento de determinar el inventario de seguridad.

Considerando todas las tuplas existentes, se tiene que para la tienda Cousiño el promedio de quiebres de stock es de 13,70%, con un inventario promedio para toda la familia de 210 unidades, traducidas en 2 semanas de alcance aproximadamente.

Replicando el modelo para todas las tuplas de la Familia Sostén, en todas las tiendas de la cadena que entran en este estudio, se obtienen los resultados expresados en la Tabla 12.

Tabla 12 Índices modelo de inventarios por tienda para Familia Sostén

Tienda	% Prom Quiebres Categoría	Inventario Promedio	Semanas de Alcance
CONCEPCION	13,70%	211	2
LOS ANDES	10,84%	197	3
MONEDA	13,63%	173	3
PJE MATTE	13,48%	265	3
PTAL BULNES	7,55%	390	3
PTO MONTT	12,97%	99	3
PUNTA ARENAS	16,34%	106	4
QUILIN	18,61%	139	3
VALDIVIA	7,11%	158	4
AMAIPU	13,19%	180	3
ANTOFAGASTA	15,82%	161	2
APUMANQUE	21,54%	150	2
COUSINO	13,70%	210	2
NORTE	11,50%	138	3
OESTE	16,63%	161	3
TOBALABA	14,43%	132	3
TREBOL	12,75%	236	3
VESPUCIO	15,38%	230	2
VINA DEL MAR	15,53%	153	3
APRAT	10,48%	188	4
MARATHON	9,96%	516	2
CADENA	13,58%	4193	3

Fuente: Elaboración Propia

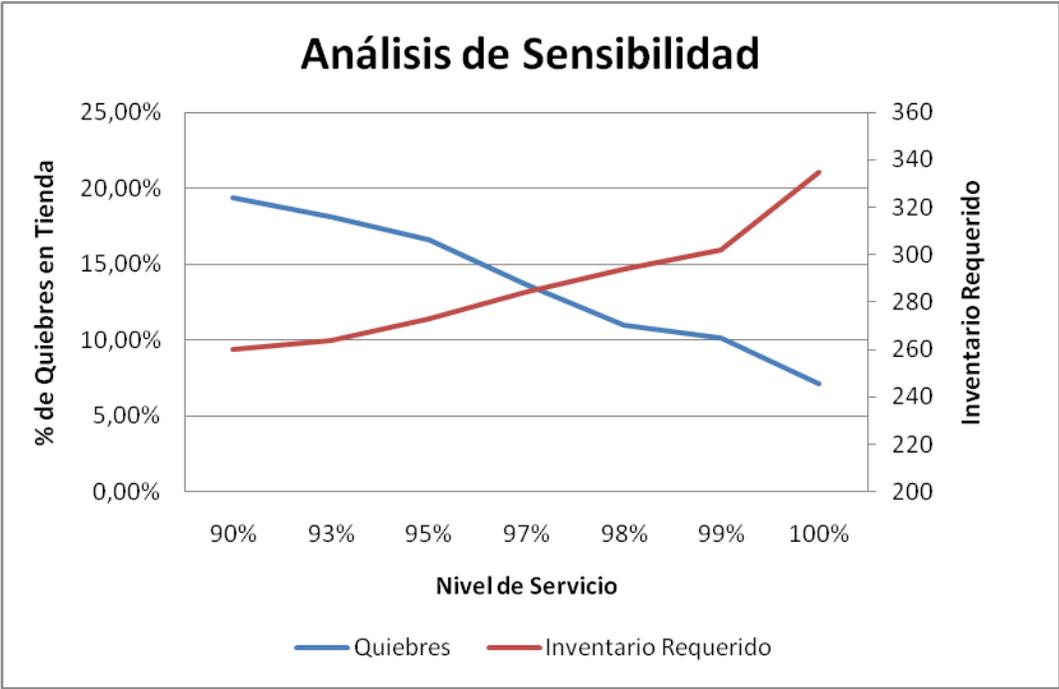
Los quiebres de stock promedio a nivel de cadena no superan el 15% del total de 105 semanas estudiadas. El modelo se comporta de mejor manera en aquellas tiendas en que los niveles de venta para la categoría son mayores, como lo son Portal Bulnes y Marathon.

8.5.3 Análisis de Sensibilidad

Se ha visto hasta ahora los niveles de inventario e índices asociados para un nivel de servicio del 97%, sin embargo es posible sensibilizar este parámetro para observar cómo se comporta el modelo en otros escenarios si se exigen niveles más altos, o más bajos, de confianza.

El gráfico a continuación muestra cómo cambian los porcentajes de quiebres de stock en la tienda Cousiño y los niveles de inventario requeridos para la familia Sostén en función del nivel de servicio.

Ilustración 18 Análisis de Sensibilidad para el Nivel de Servicio



Fuente: Elaboración Propia

Se observa claramente que al exigir un mayor nivel de servicio, el porcentaje de quiebres de stock en la tienda disminuye, sin embargo mayor es el inventario requerido para satisfacer la demanda semanal por la categoría con el nivel de confianza pedido, lo cual implica mayores costos por concepto de gastos financieros de mantención de este inventario y el ocupar mayor espacio en la tienda en desmedro de otras categorías.

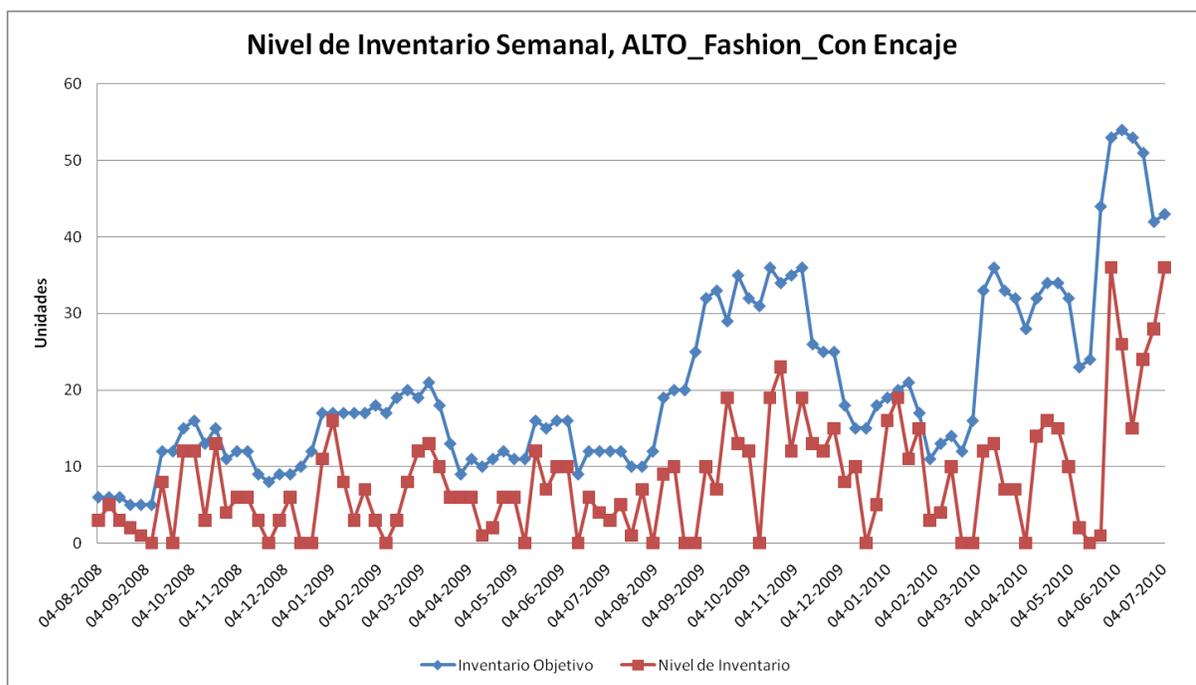
Es posible encontrar un punto para el nivel de servicio en el que se minimicen los quiebres de stock a un costo el cual la empresa esté dispuesta a asumir.

8.6 Comparación de Soluciones

Actualmente la empresa realiza la asignación inicial de productos basados en criterios de negocio, fundados por la experiencia y apoyados por un software de uso interno, mientras que la reposición la efectúan en función de las ventas que se van dando los últimos días⁶. Para el desarrollo de este trabajo no se cuenta con los actuales procesos de la empresa, por lo que se supondrá un método ingenuo para el pronóstico de demanda, el cual consiste en estimar la demanda para la semana siguiente utilizando el promedio de unidades vendidas de las últimas 4 semanas. De esta manera se pretende comparar la solución que se propone en este trabajo con una aproximación de los actuales procesos.

Con el pronóstico mencionado se utiliza el mismo modelo de inventarios por revisión periódica, también para un 97% de nivel de servicio. Se presentan a continuación los niveles de inventario en la tienda Cousiño para las mismas tuplas de atributos estudiadas en el capítulo anterior.

Ilustración 19 Nivel de Inventario con Pronóstico Ingenuo, Tienda Cousiño, Tupla Alto_Fashion_Con Encaje



Fuente: Elaboración Propia

⁶ Fuente: Entrevista con Gerente de Retail Flores Corp.

Se observa que para el periodo estudiado se presentan 17 semanas con quiebre de stock, lo cual representa un 16,83% del total, a diferencia del modelo propuesto en este trabajo que como se vio, sólo arroja un 2,86% de las semanas con quiebre. Bajo esta alternativa de pronóstico ingenuo, el inventario promedio por semana para esta tupla es de 20 unidades, que se pueden traducir en poco menos de 2 semanas de alcance, lo que indica que bajo esta opción se maneja un inventario más reducido que intenta seguir a la demanda, pero que sin embargo es claro que falla al no considerar toda la información disponible en los datos de la empresa, como la importancia de los atributos más demandados en la tienda y sus temporalidades, lo cual se refleja en la mayor cantidad de quiebres de stock.

Considerando todas las tuplas de atributos se obtiene el siguiente cuadro comparativo.

Tabla 13 Comparación Modelos en Tienda Cousiño

Modelo	% Prom Quiebres Categoría	Inventario Promedio	Semanas de Alcance
Propuesto	13,70%	210	2
Ingenuo	19,57%	232	2

Fuente: Elaboración Propia

De la tabla anterior es posible concluir que el modelo propuesto en este trabajo es mejor tanto al presentar menor cantidad de quiebres durante el periodo de estudio como al manejar un nivel de inventario promedio menor, lo que se traduce en menores costos para la empresa.

8.7 Metodología de Priorización de Despacho

Hasta ahora se ha asumido que en el momento de despachar los productos a cada tienda, según el modelo de asignación propuesto, se cuenta con la cantidad necesaria para dejar a todas las tiendas con el nivel de inventario objetivo para la semana en cuestión, sin embargo esto no siempre ocurre de esta manera. Por distintos motivos pueden darse escenarios en los que no se dispone de la cantidad total a despachar a todas las tiendas, o bien se cuenta con más productos de los requeridos y se desea despacharlos a aquellas tiendas donde más posiblemente se vendan.

Debido a lo anterior es que se propone una metodología de priorización de despachos, el cual busca determinar la mejor manera de distribuir los productos disponibles en la bodega central en función de la probabilidad de que se vendan,

la cual varía dependiendo de cada tienda y sus respectivos pronósticos de demanda.

Para describir la metodología de priorización que se propone se aplicará para un caso, utilizando la tupla de atributos Tier de Precio Alto, Estilo Fashion, Sin Encaje, perteneciente a la Familia Sostén, Categoría Corsetería.

8.7.1 Distribuciones de Probabilidad de Venta

Se tiene un pronóstico de demanda para la tupla en cada una de las tiendas, éste entrega el comportamiento de las ventas a lo largo del tiempo y la cantidad esperada a comercializar en cada semana. En base a esto y utilizando el software estadístico EasyFit se selecciona, para cada tienda, la función distribución de probabilidad de venta que mejor se ajuste. Así, se podrá calcular la “probabilidad de vender unidades o más” en cada tienda.

EasyFit toma los datos de estimación de demanda realizados para las semanas de cierto periodo de tiempo y busca la función distribución de probabilidad que mejor se ajuste a ellos. Genera un ranking con las distribuciones utilizando la prueba de bondad de ajuste de Kolmorov-Smirnov (KS), para escoger aquella con mejor estadístico para esta prueba.

La tabla a continuación muestra las distribuciones de probabilidad de venta resultantes, con sus respectivos parámetros, para cada una de las tiendas.

Tabla 14 Distribuciones de Probabilidad de venta por Tienda

Tienda	Distribución	Parámetros
Cousiño	Lognormal	$\mu = 0,3054$ $\sigma = 3,0851$
Vespucio	Inv. Gaussian	$\mu = 1,0509+5$ $\sigma = 223,94$ $\lambda = -202,28$
Apumanque	Log-Logistic (3P)	$\mu = 4,426$ $\sigma = 8,5965$ $\tau = 1,9244$
Viña del Mar	Gen. Extreme Value	$k = 0,1277$ $\sigma = 2,4398$ $\mu = 10,556$
Trebol	Nakagami	$m = 1,9552$ $\sigma = 422,19$
Antofagasta	Log-Gamma	$\mu = 75,351$ $\sigma = 0,03283$
AMaipu	Burr	$k = 0,27832$ $\sigma = 9,7764$ $\tau = 9,3611$
Norte	Wakeby	$\mu = 115,21$ $\sigma = 12,43$ $\tau = 2,603$ $\lambda = 0,3210$ $\delta = -1,6745$
Oeste	Wakeby	$\mu = 135,18$ $\sigma = 32,20$ $\tau = 4,669$ $\lambda = 0,1040$ $\delta = 5,0498$
Tobalaba	Frechet (3P)	$\mu = 3,1207$ $\sigma = 6,995$ $\tau = 2,146$
Concepción	Wakeby	$\mu = 21,476$ $\sigma = 4,738$ $\tau = 3,559$ $\lambda = 0,0350$ $\delta = 5,0734$
Los Andes	Wakeby	$\mu = 16,33$ $\sigma = 1,464$ $\tau = 0,057$ $\lambda = 0,8242$ $\delta = 2,2948$
Moneda	Wakeby	$\mu = 26,111$ $\sigma = 4,024$ $\tau = 2,671$ $\lambda = 0,0277$ $\delta = 2,932$
Pje Matte	Cauchy	$\mu = 1,8962$ $\sigma = 11,848$
Portal Bulnes	Wakeby	$\mu = 19,992$ $\sigma = 3,267$ $\tau = 2,467$ $\lambda = -0,0621$ $\delta = 4,4293$
Puerto Montt	Error	$k = 4,4181$ $\sigma = 2,6679$ $\tau = 7,3619$
Punta Arenas	Pearson5	$\mu = 253,15$ $\sigma = 6302,0$ $\tau = -18,552$
Quilin	Pert	$m = 8,0995$ $a = 2,7464$ $b = 23,424$
Valdivia	Wakeby	$\mu = 16,721$ $\sigma = 3,0178$ $\tau = 0,756$ $\lambda = 0,5240$ $\delta = 2,9153$
Aprat	Wakeby	$\mu = 20,584$ $\sigma = 4,079$ $\tau = 2,938$ $\lambda = 0,1731$ $\delta = 1,1931$
Marathon	GenGamma	$k = 0,98466$ $\sigma = 4,3903$ $\tau = 6,7558$

Fuente: Elaboración Propia

8.7.2 Parámetros para la metodología

La metodología requiere de ciertos datos y parámetros para llevarla a cabo. Principalmente se alimenta del pronóstico de demanda para el producto o tupla de atributos y del nivel de inventario objetivo que el modelo de asignación propone para cada tienda en cada semana, por lo tanto para cierta semana t se consulta lo siguiente:

- Fecha
- Pronóstico de demanda en cada tienda
- Unidades a cargar por tienda, dado su nivel de inventario objetivo y el inventario que queda de la semana anterior.

Además, se solicita ingresar el número de unidades disponibles para su despacho, para así determinar si son suficientes o exceden lo requerido.

Para casos en los que no sea suficiente la cantidad de producto disponible se solicita además un parámetro para la mínima satisfacción de demanda, ya que estudios^{[1][3]} señalan que una importante fuente de experiencias de compra negativas en los clientes es cuando ellos han identificado un producto que les gustaría comprar, pero que sin embargo dada la baja disponibilidad de este producto en la tienda no encuentran la talla o color que realmente quieren, retirándose frustrados lo cual puede impactar en la percepción de la marca de la empresa. Esto es más importante aún cuando se trata de productos pertenecientes a una categoría de destino.

Por otro lado, para casos en los que el disponible en bodega excede lo requerido en las tiendas se requiere un parámetro para el aumento de carga que limite la cantidad de productos extra que se envían, esto es necesario dadas las restricciones de espacio en las salas.

8.7.3 Descripción de la metodología aplicada a un ejemplo

Para cierta semana de la cual se cuenta con pronóstico de demanda para la tupla en estudio, se consulta la cantidad total a repartir para contrastarla con el disponible en la bodega central. Son posibles dos escenarios generales, 1) cuando no alcanza para reaprovisionar todas las tiendas y 2) cuando sí alcanza, quedando un excedente que se quiere distribuir de todas formas. Ambos escenarios se abordan a continuación.

La Tabla 15 muestra los datos para una semana. Se variará la cantidad de disponible en bodega para ver cada escenario.

8.7.3.1 Disponible en bodega no alcanza

Se debe definir para este escenario el porcentaje de mínima satisfacción de demanda, el cual para términos de este ejemplo se fijará en 60%, con lo cual se generan dos subescenarios, aquél en el cual es posible realizar la mínima carga exigida en cada tienda y aquél en el que no.

La mínima carga queda definida como el mínimo entre:

- El 60% de la demanda semanal en la tienda.
- Las unidades a cargar que propone el modelo de asignación para dejar el nivel de inventario objetivo.

Tabla 15 Datos para asignación de Productos

Tienda	Pronóstico semana	Unidades a Cargar	Mínima Carga
Cousiño	22	35	14
Vespucio	20	26	12
Apumanque	9	17	6
Viña del Mar	15	17	9
Trebol	38	41	23
Antofagasta	13	13	8
AMaipu	12	6	6
Norte	10	14	6
Oeste	14	13	9
Tobalaba	10	4	4
Concepción	18	18	11
Los Andes	13	15	8
Moneda	16	19	10
Pje Matte	19	8	8
Portal Bulnes	13	5	5
Puerto Montt	11	11	7
Punta Arenas	7	12	5
Quilin	10	15	6
Valdivia	9	8	6
Aprat	20	0	0
Marathon	33	22	20
Total	332	319	183

Fuente: Elaboración Propia

Subescenario 1

El disponible de productos en bodega es de 225, versus los 319 requeridos a nivel de cadena, sin embargo alcanza para la mínima carga por tienda (en total 183 productos). Luego, se asigna la mínima carga exigida en cada tienda, con lo cual pueden quedar algunas con su carga semanal completa, como lo son AMaipu, Tobalaba, Pje Matte y Portal Bulnes en el ejemplo.

Con lo que resta de productos en bodega se itera de la siguiente forma:

A aquellas tiendas que no tienen su carga completa se les calcula la probabilidad de vender una unidad más que las ya tienen cargadas (considerando las unidades que quedan en tienda desde la semana anterior), para luego ordenarlas de mayor a menor por esta probabilidad y cargar una unidad más a

todas las que se alcance. Si todas obtienen una unidad adicional, se itera nuevamente hasta agotar el disponible.

Con lo anterior la asignación de productos queda como lo muestra la Tabla 16.

Tabla 16 Carga Final con Priorización, Subescenario 1

Tienda	Pronóstico semana	Unidades a Cargar	Mínima Carga	Carga Final
Cousiño	22	35	14	17
Vespucio	20	26	12	15
Apumanque	9	17	6	9
Viña del Mar	15	17	9	12
Trebol	38	41	23	25
Antofagasta	13	13	8	11
AMaipu	12	6	6	6
Norte	10	14	6	9
Oeste	14	13	9	12
Tobalaba	10	4	4	4
Concepción	18	18	11	13
Los Andes	13	15	8	10
Moneda	16	19	10	13
Pje Matte	19	8	8	8
Portal Bulnes	13	5	5	5
Puerto Montt	11	11	7	9
Punta Arenas	7	12	5	8
Quilin	10	15	6	9
Valdivia	9	8	6	8
Aprat	20	0	0	0
Marathon	33	22	20	22
Total	332	319	183	225

Fuente: Elaboración Propia

Subescenario 2

El disponible de productos en bodega es de 170, versus los 319 requeridos a nivel de cadena y los 183 requeridos como mínima carga. Por lo tanto se procede de la siguiente forma:

Se calcula, para cada tienda, la probabilidad de que venda la cantidad asociada a su mínima carga o más, se ordenan de mayor a menor probabilidad para así asignar la mínima carga a todas las tiendas que alcance. Si quedan

tiendas en las que no alcanza a asignar la mínima carga, no se le envían productos de este tipo por la posibilidad de afectar la percepción de marca por parte del cliente como se dijo anteriormente. Esta cantidad restante se asigna iterando como sigue: Para las tiendas que ya tienen productos asignados, se les calcula la probabilidad de vender una unidad más y se asigna un producto adicional en aquella en la que sea más probable su venta, si aún quedan productos por repartir, se itera nuevamente.

Con lo anterior la asignación de productos para este escenario queda como lo muestra la Tabla 17, donde la tienda Trebol no recibe productos durante esta semana debido a que el disponible y su prioridad en ventas no le son favorables.

Tabla 17 Carga Final con Priorización, Subescenario 2

Tienda	Pronóstico semana	Unidades a Cargar	Mínima Carga	Carga Final
Cousiño	22	35	14	20
Vespucio	20	26	12	12
Apumanque	9	17	6	9
Viña del Mar	15	17	9	9
Trebol	38	41	23	0
Antofagasta	13	13	8	8
AMaipu	12	6	6	6
Norte	10	14	6	6
Oeste	14	13	9	9
Tobalaba	10	4	4	4
Concepción	18	18	11	11
Los Andes	13	15	8	8
Moneda	16	19	10	10
Pje Matte	19	8	8	8
Portal Bulnes	13	5	5	5
Puerto Montt	11	11	7	7
Punta Arenas	7	12	5	5
Quilin	10	15	6	7
Valdivia	9	8	6	6
Aprat	20	0	0	0
Marathon	33	22	20	20
Total	332	319	183	170

Fuente: Elaboración Propia

8.7.3.2 Disponible en bodega si alcanza

El disponible en bodega central es de 338, bajo este escenario es posible asignar a cada tienda la cantidad necesaria para que alcancen el nivel de

inventario objetivo correspondiente a la semana, pero además se cuenta con unidades extra a repartir o “excedente”, el cual se asigna de la siguiente forma:

Se calcula, para cada tienda, la probabilidad de que venda una unidad más con respecto al inventario objetivo que posee y aquella con mayor probabilidad de venta se le asigna un producto adicional, si aún quedan productos por repartir, se itera nuevamente, pero no se debe sobrepasar un cierto nivel de sobreinventario, determinado por un parámetro predefinido, esto es necesario dadas las restricciones de espacio en las salas. Por lo tanto si una tienda alcanza el límite de productos se excluye en las siguientes iteraciones.

Con lo anterior la asignación de productos queda como lo muestra la Tabla 18.

Tabla 18 Carga Final con Priorización, Escenario 2

Tienda	Pronóstico semana	Unidades a Cargar	Mínima Carga	Carga Final
Cousiño	22	35	14	35
Vespucio	20	26	12	27
Apumanque	9	17	6	18
Viña del Mar	15	17	9	17
Trebol	38	41	23	41
Antofagasta	13	13	8	14
AMaipu	12	6	6	11
Norte	10	14	6	17
Oeste	14	13	9	17
Tobalaba	10	4	4	8
Concepción	18	18	11	18
Los Andes	13	15	8	15
Moneda	16	19	10	19
Pje Matte	19	8	8	8
Portal Bulnes	13	5	5	5
Puerto Montt	11	11	7	11
Punta Arenas	7	12	5	12
Quilin	10	15	6	15
Valdivia	9	8	6	8
Aprat	20	0	0	0
Marathon	33	22	20	22
Total	332	319	183	338

Fuente: Elaboración Propia

Se tiene entonces una metodología de priorización de despacho que puede ser replicada a todos los productos o combinación de atributos de los que se cuente con un pronóstico de demanda.

Los parámetros de esta metodología pueden variar en función de la categoría a la que pertenece el producto con el que se trabaje. Así, para un producto perteneciente a una categoría de conveniencia por ejemplo se le puede exigir un menor porcentaje de mínima satisfacción de demanda, dado que no corresponde a un producto con el cual la cadena busque entregar un valor superior al cliente.

9 RESULTADOS EN CATEGORÍA BAÑADORES

A continuación se muestran los principales resultados de la metodología aplicada a la categoría Bañadores.

9.1 Consideraciones

Es importante señalar que la categoría Bañadores presenta una marcada estacionalidad en su demanda, debido a que posee productos que son utilizados mayoritariamente en temporadas de Primavera-Verano. Debido a lo anterior es que los meses a estudiar para este caso son sólo aquellos en los que la categoría presenta niveles de venta considerables, estos son: Octubre, Noviembre, Diciembre, Enero, Febrero y Marzo.

Adicionalmente, a pesar de ser la segunda categoría con mayor participación de ventas en la cadena, las unidades vendidas por semana en cada tienda son reducidas, por lo cual se debió excluir para este caso aquellas tiendas que presentan muy bajas ventas en la categoría. Las sucursales que entran en estudio son las siguientes:

- Antofagasta
- Apumanque
- Cousiño
- Oeste
- Pje Matte
- Tobaraba
- Trebol
- Vespucio
- Viña del Mar

Finalmente, a raíz de las consideraciones señaladas, todas las tiendas serán agrupadas para realizar el pronóstico de demanda para categoría completa, lo cual no presenta mayor problema, debido a que la categoría se comporta de manera similar en todas ellas, de hecho todas pertenecen al mismo clúster, "Tiendas Mall", a excepción de la sucursal Pje Matte.

9.2 Pronóstico de Demanda por Atributos

Como se mencionó anteriormente los meses a considerar para el pronóstico van sólo desde Octubre a Marzo, que es el periodo de estacionalidad para esta categoría.

9.2.1 Estimación de la Función de Demanda Categoría Completa

El modelo utilizado para estimar la demanda semanal, en unidades, para la categoría completa corresponde a una regresión lineal. De las 54 semanas disponibles para estudiar, se utilizan las primeras 35 para la fase de entrenamiento, las semanas restantes se utilizan para testear y validar el modelo.

El modelo utilizado es el siguiente:

(24)

Donde:

Para este modelo, se obtienen los siguientes resultados.

Tabla 19 Coeficientes de la Regresión

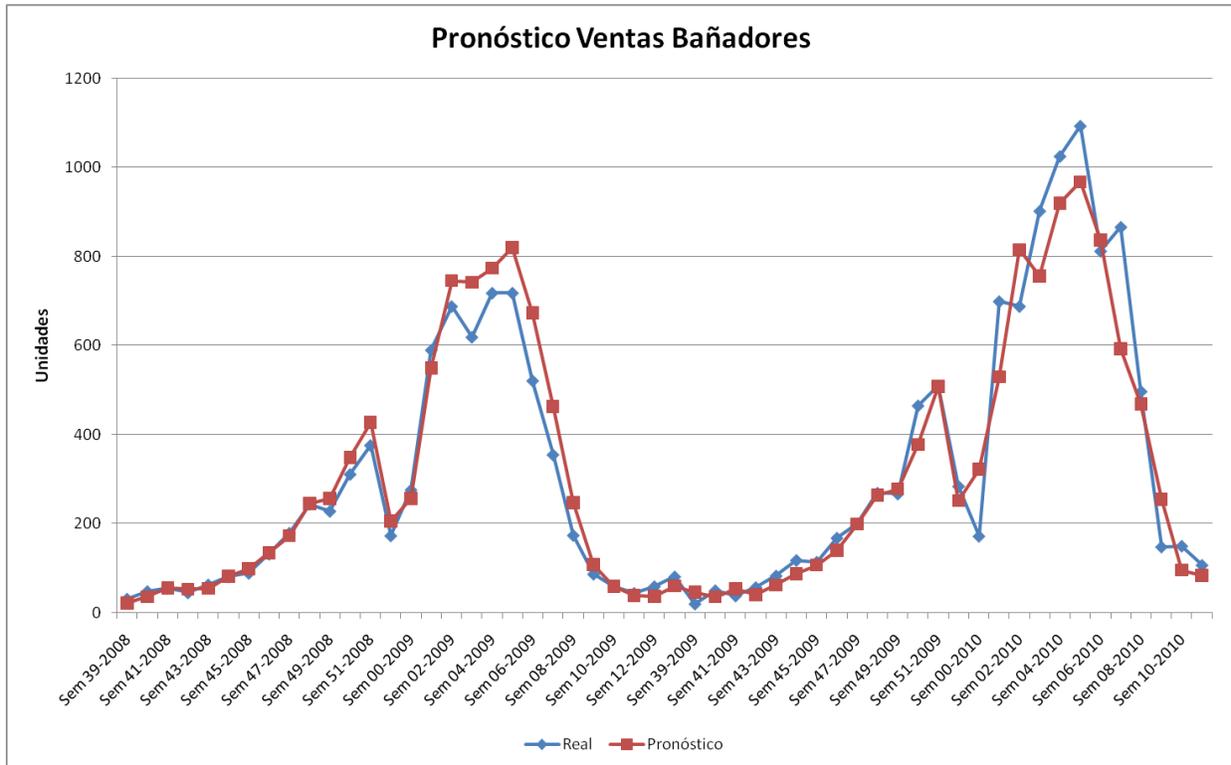
Modelo	Coeficientes no estandarizados		Coeficientes tipificados	t	Sig.	Estadísticos de colinealidad	
	B	Error típ.	Beta			Tolerancia	FIV
(Constante)	-10,755	16,629		-0,647	0,521		
semana_ant	0,393	0,061	0,395	6,400	0,000	0,357	2,803
sem_año_ant	0,801	0,080	0,620	10,030	0,000	0,354	2,821
Diciembre	34,143	41,277	0,031	2,827	0,004	0,974	1,027
Lag_dic	-76,416	58,144	-0,050	-3,314	0,000	0,944	1,059

Fuente: Elaboración Propia

Todas las variables incluidas en este modelo resultan significantes en la predicción, pues para todas ellas se rechaza la hipótesis nula de que los coeficientes asociados a ellas sean cero al poseer un p-valor menor a 0,05 en el test F. Por último, es posible decir que no existe multicolinealidad entre las variables independientes, lo anterior se refleja en los indicadores de Tolerancia y en el Factor de Inflación de la Varianza (FIV) que entregan las regresiones lineales. La varianza inflada se considera alta cuando supera el 10 que es el valor referencia, para la tolerancia será por tanto 0,1 el valor referencia y se observa en la Tabla 19 que ninguna de las variables del modelo posee un valor alto en este factor.

Se muestra en la Ilustración 21 una representación gráfica del comportamiento del modelo.

Ilustración 20 Gráfico Pronóstico de Ventas Categoría Bañadores



R^2 ajustado: 0,928 MAPE Train: 20,3% (75 semanas) MAPE Test: 25,7% (31 semanas)

Fuente: Elaboración Propia

El R^2 ajustado de la regresión es de 0,928, lo que indica que una gran proporción de la varianza es explicada por las variables independientes que se incorporaron al modelo, por lo demás la demanda por esta categoría presenta un comportamiento bastante simple y lineal, probablemente debido a su estacionalidad, lo que permite un buen ajuste en el modelo. Por otro lado el estadístico Durbi-Watson para los residuos es de 1,781 sugiriendo que existe independencia entre ellos, mientras que el MAPE, calculado sobre las semanas de testeo, resultó de un 25,7% (MAPE train = 20,3%).

9.2.2 Recuperación de Pronóstico por Atributos

Se continúa hacia el pronóstico de demanda por atributos, para esto es necesario juntar el pronóstico de la categoría completa con los shares históricos de cada atributo y sus niveles, los cuales serán distintos dependiendo de la tienda.

Se estudian las participaciones de mercado de cada atributo, con una visión de combinación de atributos, utilizando la siguiente jerarquía:

- Tier de Precio
- Estilo
- Diseño

Utilizando los datos de la última temporada con ventas, se llega a un share para cada tupla que se conforme de estos atributos. Se decide calcular para esta categoría un share por mes, debido al tiempo más reducido en el que la categoría presenta ventas dada su temporalidad.

Se muestra a continuación un resumen con los shares históricos promedio de cada tupla de atributos en cada una de las 9 tiendas estudiadas, donde las columnas suman el 100% de ventas en la categoría.

Tabla 20 Promedio Tuplas de Atributos por Tienda, Bañadores

Tupla	Antofagasta	Apumanque	Cousiño	Oeste	Pje Matte	Tobalaba	Trebol	Vespucio	Viña del Mar	Promedio
ALTO_BASICO_TANKINI	1,2%	1,6%	1,3%	1,8%	1,0%	1,4%	1,3%	1,6%	1,5%	1,4%
ALTO_BASICO_TRIKINI	1,6%	0,8%	0,9%	1,2%	1,1%	1,3%	0,9%	1,1%	1,3%	1,1%
ALTO_FASHION_BIKINI	1,8%	5,2%	3,7%	3,2%	3,3%	0,8%	3,0%	3,3%	4,4%	3,2%
ALTO_FASHION_TANKINI	4,3%	9,3%	7,1%	8,2%	7,6%	11,0%	8,5%	9,4%	3,2%	7,6%
ALTO_FASHION_TRIKINI	23,0%	15,0%	11,3%	22,6%	18,4%	16,8%	16,0%	19,0%	21,5%	18,2%
ALTO_FUNCIONAL_BIKINI	1,5%	6,0%	3,9%	2,3%	0,1%	3,9%	0,5%	2,6%	2,5%	2,6%
MEDIO_BASICO_TANKINI	2,2%	1,7%	1,6%	2,1%	1,2%	1,5%	2,0%	2,3%	1,1%	1,7%
MEDIO_FASHION_BIKINI	0,6%	0,8%	2,8%	1,0%	0,5%	0,5%	0,6%	0,5%	0,9%	0,9%
MEDIO_FASHION_TANKINI	4,1%	2,8%	2,5%	1,8%	3,1%	2,2%	2,7%	2,6%	2,7%	2,7%
MEDIO_FASHION_TRIKINI	1,4%	1,1%	0,6%	0,6%	0,4%	1,3%	0,6%	1,3%	0,9%	0,9%
MEDIO_FASHION_UNA PIEZA	23,9%	31,9%	35,5%	30,2%	33,7%	26,9%	32,3%	28,0%	28,9%	30,1%
MEDIO_FUNCIONAL_BIKINI	0,0%	0,0%	1,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,1%
BAJO_BASICO_BIKINI	2,0%	0,8%	1,4%	1,0%	1,2%	0,8%	1,0%	1,8%	1,3%	1,3%
BAJO_FASHION_BIKINI	2,6%	4,2%	0,8%	4,7%	5,8%	2,6%	3,8%	2,2%	3,3%	3,3%
BAJO_FASHION_UNA PIEZA	9,5%	3,6%	8,9%	6,6%	6,3%	10,7%	13,1%	8,7%	8,3%	8,4%
BAJO_FUNCIONAL_BIKINI	0,0%	0,0%	0,3%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
BAJO_FUNCIONAL_UNAPIEZA	0,7%	0,2%	0,4%	0,6%	0,8%	0,3%	0,2%	0,3%	1,0%	0,5%
BAJO_JUVENIL_BIKINI	2,7%	5,3%	4,4%	5,7%	4,2%	7,9%	2,6%	10,9%	8,8%	5,8%
BAJO_JUVENIL_UNA PIEZA	17,0%	9,8%	11,3%	6,5%	11,4%	9,9%	10,9%	4,5%	8,4%	10,0%

Fuente: Elaboración Propia

Se observa en la Tabla 20 que cada tienda presenta un escenario distinto para los shares de las tuplas. A nivel general, las participaciones más altas corresponden al nivel Medio para el Tier de Precio, y al nivel Fashion para el

atributo Estilo, este último es el nivel con más SKU de la categoría. Analizando de manera más específica se encuentran tiendas como Apumanque, Cousiño, Vespucio y Viña del Mar, las cuales presentan shares más altos que el promedio en tuplas que incluyan el nivel Bikini para el atributo Diseño, mientras que Antofagasta y la misma Viña del Mar destacan por su mayor share en tuplas con Diseño Trikini, tratándose ambas de ciudades turísticas, lo cual podría explicar este comportamiento. En promedio, las tiendas poseen un share del 49% en el Diseño Una Pieza, con casos como Vespucio que presenta un share de sólo 41,5%, mientras que Trebol posee un 56,5%.

Como se vio, es justamente en el atributo Diseño donde mayormente se diferencian las tiendas, la Tabla 21 presenta las participaciones de venta de cada nivel de este atributo para cada tienda.

Tabla 21 Share de Ventas Atributo Diseño

Diseño	Antofagasta	Apumanque	Cousiño	Oeste	Pje Matte	Tobalaba	Trebol	Vespucio	Viña del Mar	Promedio
Bikini	11,2%	22,2%	18,4%	17,9%	15,0%	16,6%	11,4%	21,2%	21,2%	17,2%
Tankini	11,8%	15,3%	12,6%	13,8%	12,9%	16,2%	14,5%	15,9%	8,5%	13,5%
Trikini	26,0%	17,0%	12,9%	24,4%	19,9%	19,4%	17,6%	21,4%	23,7%	20,2%
Una pieza	51,0%	45,5%	56,1%	43,9%	52,2%	47,9%	56,5%	41,5%	46,6%	49,0%

Fuente: Elaboración Propia

Finalmente, al ponderar los valores de shares de ventas de cada tupla de atributos con el pronóstico de la categoría completa realizado anteriormente y considerando la participación en ventas mensual (para este caso) que tiene cada tienda al interior del grupo estudiado, se obtienen las demandas pronosticadas para cada una de ellas en las distintas semanas de la temporada.

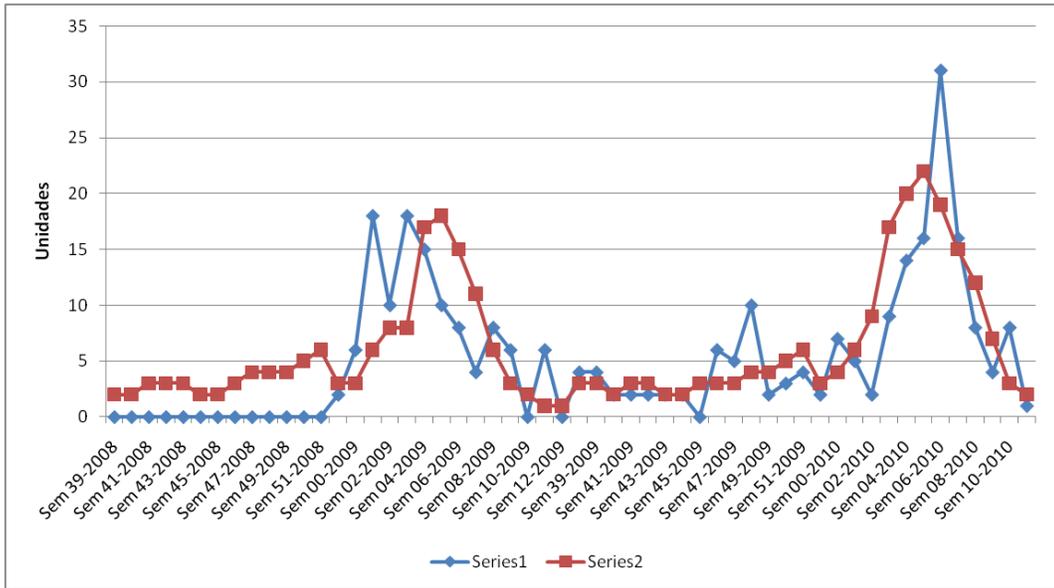
Lo anterior queda expresado en la siguiente ecuación, la cual se utilizará para calcular la demanda en cada tienda i , para cada tupla j , en la semana t :

$$(25)$$

Donde,

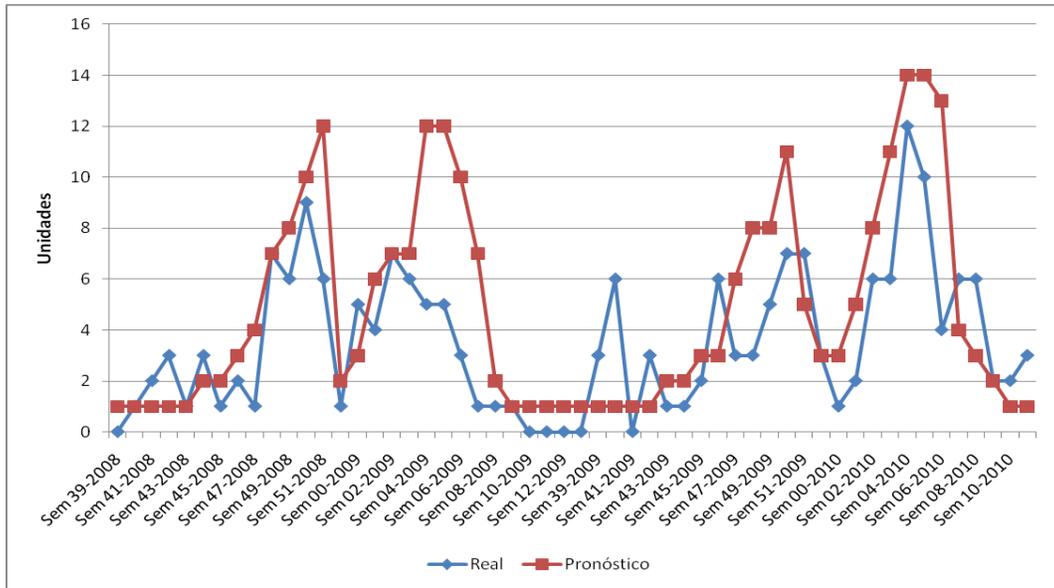
Se muestran a continuación algunas representaciones gráficas de los pronósticos de demanda por atributos para distintas combinaciones de ellos y en distintas tiendas de la cadena.

Ilustración 21 Gráfico del Pronóstico de demanda, Tupla BAJO_Juvenil_Una Pieza, Tienda Antofagasta



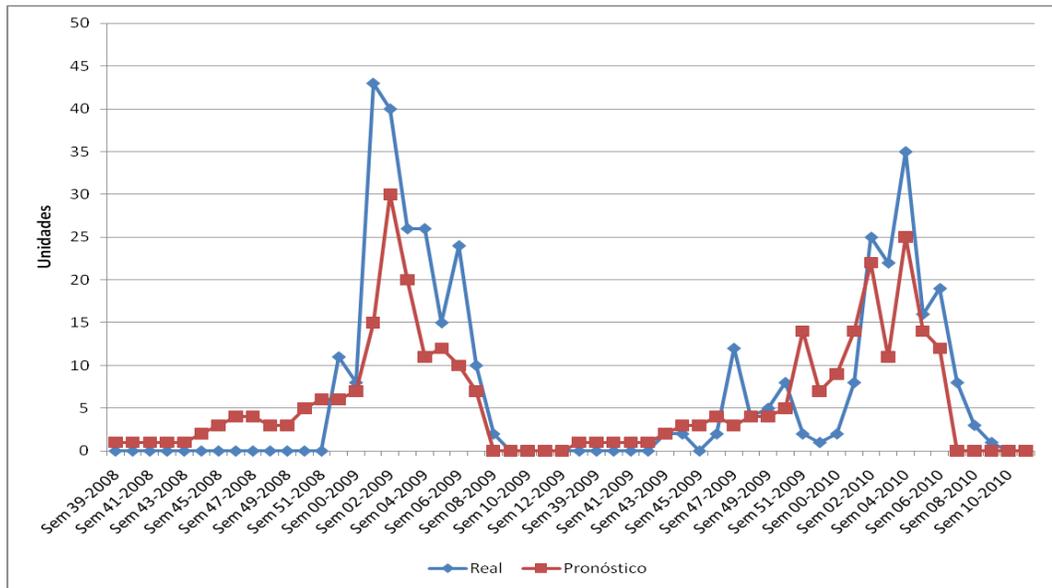
Fuente: Elaboración Propia

Ilustración 22 Gráfico del Pronóstico de demanda, Tupla ALTO_Fashion_Trikini, Tienda Cousiño



Fuente: Elaboración Propia

Ilustración 23 Gráfico del Pronóstico de demanda, Tupla BAJO_Juvenil_Una Pieza, Tienda Trebol



Fuente: Elaboración Propia

Esta categoría en particular posee muy pocas unidades vendidas a la semana, por lo demás presenta una mayor cantidad de tuplas de atributos, por lo que los pronósticos para cada una de ellas no resultan tan buenos como se quisiera, sin embargo cumplen en cierto grado lo que se espera de ellos, que logren captar las tendencias en la demanda a lo largo de las semanas en estudio y den un valor esperado que sirva como input para el modelo de inventarios para la asignación de productos.

9.3 Asignación de Productos

Se presentan a continuación los principales resultados obtenidos para la categoría Bañadores utilizando el modelo de asignación de productos propuesto, el cual utiliza como principal input el pronóstico de demanda anterior. Se utiliza para evaluar el desempeño de este modelo la demanda real en las semanas de estudio. El nivel de servicio utilizado en el modelo de inventarios es de un 97%, asociado al factor $\alpha = 1,9$.

Tabla 22 Índices modelo de inventarios por tienda para Categoría Bañadores

Tienda	% Prom Quiebres Categoría	Inventario Promedio	Semanas de Alcance
ANTOFAGASTA	2,83%	141	1,94
APUMANQUE	2,83%	134	2,02
COUSINO	2,63%	150	2,18
OESTE	4,19%	189	1,74
PJE MATTE	1,85%	128	2,02
TOBALABA	3,12%	140	1,87
TREBOL	4,00%	173	1,78
VESPUCIO	4,48%	250	1,84
VINA DEL MAR	3,51%	145	1,88
CADENA	3,27%	1450	1,92

Fuente: Elaboración Propia

Los quiebres de stock promedio a nivel de cadena no superan el 4% del total de 54 semanas estudiadas. Los porcentajes de quiebres más altos corresponden a tiendas donde la demanda presenta más variabilidad, lo que también se refleja en el nivel de inventario semanal promedio requerido, dados los niveles de inventario objetivo de cada tupla de atributos en las distintas semanas. En general, el nivel de inventario objetivo propuesto en cada tienda tiene 2 semanas de alcance aproximadamente.

Para casos en los que el disponible para enviar no es suficiente y se deba utilizar el modelo de priorización, es posible exigir en esta categoría un porcentaje bajo de mínima satisfacción de demanda, ya que no corresponde a una categoría de destino.

10 INDICADORES DE EFICIENCIA Y SEGUIMIENTO

Con el objetivo de medir la eficiencia de los modelos planteados se definen a continuación algunos indicadores que permiten dar un seguimiento y evaluar el desempeño de las categorías y los atributos involucrados en ellas, muchos de ellos pertenecen al conjunto de KPIs⁷ de la logística asociados a la gestión de inventarios, encontrándose indicadores para las existencias y al aprovisionamiento.

10.1 Disponibilidad y Rotación de inventario

Sobre todo en categorías de destino, como lo es Corsetería para esta empresa, es muy importante gestionar de buena forma la disponibilidad de sus productos en tienda. Indicadores de apoyo para esta gestión son los siguientes:

- $\frac{\text{Inventario promedio}}{\text{Inventario objetivo}}$, se espera que su valor sea un bajo porcentaje.
- $\frac{\text{Inventario promedio}}{\text{Inventario objetivo}}$, según la previsión de demanda e inventario objetivo.
- (Detallando causas de los quiebres).
- $\frac{\text{Inventario promedio}}{\text{Inventario objetivo}}$
- $\frac{\text{Inventario promedio}}{\text{Inventario objetivo}}$ (Dada la demanda esperada)

El indicador más conocido y usado para medir el desempeño en el manejo de los inventarios es el número de rotaciones anuales. Se define como el número de veces por año que el inventario se renueva totalmente. Desde el punto de vista financiero, lo ideal es que la rotación sea lo más alta posible, dado que implica un menor nivel de inventario y, consecuentemente, una menor inversión en capital de trabajo. A mayor número de rotaciones, menos tiempo permanecerá en promedio un producto en bodega, y se tendrá mayor liquidez de capital.

⁷ Key Performance Indicators

La fórmula para calcular el número de rotaciones anuales utilizada es:

$$\frac{\text{Inventario promedio}}{\text{Ventas}} \quad (26)$$

Indicador recíproco es el promedio de permanencia de un de un producto en bodega. Este se obtiene de dividir un año por el número de rotaciones del producto, es decir:

$$\frac{\text{Año}}{\text{Número de rotaciones}} \quad (27)$$

10.2 Aprovisionamiento

El aprovisionamiento (o suministro, o abastecimiento) tiene como objetivo satisfacer una demanda por una entrega tomando en consideración los objetivos de la empresa y los límites del entorno.

La optimización de esta función, particularmente de la parte planificación, altamente crítica para la empresa debido a su influencia directa en las ventas, los costes logísticos y la inmovilización financiera de las existencias, es objeto de un interés creciente.

Indicadores de apoyo para esta función son los siguientes:

- $\frac{\text{Inventario promedio}}{\text{Ventas}}$, se debe comparar la previsión realizada hace tiempo con la venta real.
- $\frac{\text{Año}}{\text{Número de rotaciones}}$, se debe comparar el plan de aprovisionamiento realizado hace tiempo con el aprovisionamiento real.
- $\frac{\text{Inventario promedio}}{\text{Ventas}}$
- $\frac{\text{Inventario promedio}}{\text{Ventas}}$, por productos defectuosos.
- $\frac{\text{Inventario promedio}}{\text{Ventas}}$, por productos defectuosos.

11 CONCLUSIONES

11.1 Conclusiones

El objetivo general buscado en este trabajo fue logrado ya que se presenta una metodología para el apoyo en la asignación de productos en tiendas que considera el desempeño de los atributos en las distintas sucursales y a través de los meses, la cual puede ser utilizada de un año a otro sin importar que los SKU cambien, debido a que el enfoque en atributos transversales en el tiempo permite estimar el comportamiento de la demanda en temporadas futuras.

Para este tipo de estudios es de gran importancia la calidad de datos, debido a que, en general, las empresas no crean sus bases de datos con este tipo de objetivos, sino más bien con el fin de registrar sus ventas y realizar análisis simples de ventas y crecimiento. Actualmente es de vital importancia manejar un buen maestro de productos que detalle cada uno de los atributos que conforman a los distintos SKU que se comercializan. El preprocesamiento de datos y el levantamiento de atributos utilizan cerca del 30% del tiempo, lo que no es menor si trata de metodologías nuevas y más complejas, más aun en un mercado tan dinámico como es el retail.

La metodología propuesta, se probó con datos transaccionales agregados de dos categorías de un grupo de salas de una cadena de tiendas especialista. Para lo cual se realizó una segmentación de las salas de venta de la cadena, así de este modo tener una estimación de demanda por cada segmento, abarcando toda la cadena a través de grupos de salas con comportamiento similar en las categorías estudiadas, esto mejora considerablemente los costos de horas hombres necesarios para llevar a cabo un estudio como este, adaptándose mucho mejor al dinamismo de la industria.

En este trabajo se buscó explicar comportamientos de la demanda mediante la incorporación de variables dummies que reflejaran peaks dados por la presencia de fines de mes, día de la madre, navidad, etc. a los modelos propuestos, que estiman la demanda semanal, estas variables sirven para obtener un mejor ajuste y nivel de predicción. Buenos resultados en la estimación de la demanda para la categoría completa son de suma importancia, ya que más tarde al desagregar esta estimación por tuplas de atributos los errores se incrementan en cierto grado.

Se pudo observar que la metodología propuesta, principalmente en su parte de estimación de demanda, es más efectiva y útil en categorías de destino con cierta regularidad en ventas durante el año, donde es más probable encontrar

mayores diferencias en las demandas por atributos, tanto a nivel de tiendas como a nivel temporal.

Al analizar productos por sus atributos se están evaluando una serie de factores que permiten realizar una disección de éstos, para que a la vista sea posible elaborar la estrategia de marketing que permita posicionar cada producto en el mercado y en la cadena de la forma más favorable.

Los pronósticos de demanda por combinaciones de atributos entregan una buena aproximación de la demanda, sus tendencias y temporalidades, de manera que sirven para manejar un valor esperado de las ventas a realizar a lo largo de las semanas en estudio y utilizarlos como input en el modelo de inventarios para la asignación de productos, que sin duda es mejor opción a estimar las ventas sólo en base a lo que ocurre en las últimas semanas.

El pronóstico de ventas se utilizó para construir un sistema de revisión periódica de inventarios. La estimación se usó para determinar la demanda esperada durante el período entre órdenes en un modelo de revisión periódica de inventarios. De esta forma, el modelo de reposición usado tendrá un inventario objetivo dinámico, es decir, que cambia a medida que pasa el tiempo, al considerar la demanda esperada y un inventario de seguridad asociado al nivel de servicio que la empresa desee entregar. Al emplear el sistema propuesto sobre todas las combinaciones de atributos existentes en la categoría Sostén, los niveles de inventario a nivel de cadena se reducen a 3 semanas de alcance en promedio y los quiebres de venta al 13,6% de un total de 105 semanas estudiadas.

El uso de un modelo de reposición de inventarios, alimentado por los pronósticos construidos en este trabajo, permitirá a la cadena reducir los costos de capital asociados a los niveles de inventario, y también mejorar el nivel de servicio que se les entrega a los clientes. Este punto es importante si se considera la fuerte competencia por captar clientes, y lo importante que es ofrecer un buen servicio para lograr la lealtad de los consumidores. El uso de estas herramientas permite a la cadena, bajar sus costos y mejorar sus márgenes en la operación, obteniendo así una ventaja competitiva en la industria de la ropa íntima femenina.

Se propone finalmente una metodología para la priorización de tiendas en la reposición de productos para casos en los que no se disponga, en bodega central, de la cantidad sugerida por el modelo de inventarios a reponer en cada tienda, la cual se basa en las probabilidades de venta que presenta cada sucursal dado el comportamiento de la demanda por cierto producto que éstas tienen. Esta metodología logra “distribuir la escases” considerando una prioridad para las tiendas y resguardando la imagen de marca de la empresa al considerar un

mínimo de satisfacción de demanda, así como también prioriza las sucursales cuando se quiere asignar más productos de los sugeridos.

11.2 Trabajos Futuros

Sería interesante probar nuevos modelos más complejos a la hora de recuperar pronósticos de demanda por atributos, si bien utilizar la historia de los últimos meses de los shares ventas es una buena aproximación, podrían existir otros factores que determinen la demanda por ciertos atributos a través del tiempo.

Estudiar cuáles serían los resultados de aplicar esta metodología en una categoría de destino perteneciente a una tienda por departamento o una cadena más grande de tiendas especialista, de manera que la cantidad de unidades vendidas no presente un problema. Principalmente observar la calidad de los pronósticos de demanda por combinación de atributos.

Realizar un estudio similar contando con una mayor cantidad de atributos para los productos a analizar, atributos que puedan marcar una mayor diferencia entre tiendas y evidencien tendencias, estos podrían ser: color, talla, etc.

Analizar la respuesta de la demanda ante combinaciones de atributos que actualmente no existen, basándose en las participaciones de mercado de cada nivel de atributo a combinar y las estimaciones de demanda para la categoría completa.

Otro aspecto a considerar sería incorporar los efectos que se tendrían en la demanda si se modifican los niveles de atributos ofrecidos en tiendas, calculando una especie de “elasticidad atributo” que sea capaz de capturar los cambios en la demanda cuando aumenta o disminuye la presencia de cierto atributo en las tiendas.

Incorporar costos de inventario y ventas perdidas para determinar de mejor manera el nivel de servicio a utilizar en el modelo de reaprovisionamiento propuesto y así además mejorar este mismo.

Como última recomendación se propone desarrollar una optimización para la asignación de productos que utilice como input los pronósticos de demanda e incorpore otro tipo de parámetros y variables relevantes en la decisión, como los costos de inventario y ventas perdidas mencionados en el párrafo anterior, además de capacidades de inventario en tiendas, etc.

12 BIBLIOGRAFÍA Y FUENTES DE INFORMACIÓN

- [1] Caro F., Gallien J. 2008. Inventory Management of a Fast-Fashion Retail Network.
- [2] Caro F. 2005. Dynamic Retail Assortment Models with Demand Learning for Seasonal Consumer Goods.
- [3] Caro F., Gallien J., Díaz M., García J., Corredoira J., Montes M., Ramos J., Correa J. 2009. Zara Uses Operations Research to Reengineer Its Global Distribution Process.
- [4] Fisher M., Raman A. 2010. The New Science of Retailing. Harvard Business Press.
- [5] Flores Corp. [en línea] <<http://www.florescorp.cl>>
- [6] Jove J.J. 2005. Estimación de demanda a nivel de SKU utilizando un enfoque basado en atributos: Aplicación al caso Supermercados. Memoria para optar al título de Ingeniero Civil Industrial, Santiago, Universidad de Chile.
- [7] Lucchini F. 2010. Desarrollo de una metodología para el análisis del comportamiento del industria del Retail en Chile. Memoria para optar al título de Ingeniero Civil Industrial, Santiago, Universidad de Chile.
- [8] Nath, Subhashis. 2008. Win in the flat world – Store Clustering. White Paper. INFOSYS.
- [9] Nielsen. [en línea] <<http://www.nielsen.com>>.
- [10] Pizarro C. 2009. Apuntes Curso IN547: Gestión de Retail. [Diapositivas], Departamento de Ingeniería Industrial, Universidad de Chile.
- [11] Reyes M. 2009. Apuntes Curso IN58B. Ingeniería de Marketing. [Diapositivas], Departamento de Ingeniería Industrial, Universidad de Chile.
- [12] R. Schroeder. 1996. Administración de Operaciones. McGraw-Hill Interamericana de México.

[13]Schiattino Irene. 2008. Árboles de Clasificación y Regresión: Modelos Cart. Ciencia & Trabajo.

[14]Solervicens M. 2009. Determinación de surtido para la Gestión de Categoría en una cadena de tiendas de especialidad. Memoria para optar al título de Ingeniero Civil Industrial, Santiago, Universidad de Chile.

13 ANEXOS

13.1 Anexo N°1: Variables para la segmentación de Tiendas

Tabla 23 Variables Segmentación

Tienda	Var 1	Var 2	Var 3	Var 4	Var 5	Var 6	Var 7	Var 8	Var 9	Var 10	Var 11	Var 12
AMAIPU	0%	56%	44%	14%	57%	29%	38%	45%	17%	0%	50%	49%
ANTOFAGASTA	1%	59%	40%	32%	42%	26%	40%	41%	19%	3%	51%	46%
APRAT	0%	77%	23%	1%	76%	22%	7%	80%	13%	0%	76%	24%
APUMANQUE	0%	56%	44%	22%	52%	26%	46%	40%	14%	1%	46%	54%
CONCEPCION	1%	50%	50%	17%	44%	39%	35%	42%	23%	1%	46%	53%
COUSINO	9%	44%	47%	25%	44%	32%	50%	33%	17%	5%	40%	55%
LOS ANDES	1%	47%	52%	21%	45%	34%	31%	42%	26%	2%	42%	56%
MARATHON	1%	72%	28%	8%	69%	23%	15%	68%	17%	1%	65%	34%
MONEDA	0%	41%	59%	16%	48%	36%	32%	43%	25%	1%	36%	63%
NORTE	0%	55%	44%	22%	50%	27%	49%	35%	16%	1%	52%	48%
OESTE	0%	61%	39%	24%	51%	25%	53%	34%	13%	1%	51%	48%
PJE MATTE	0%	45%	55%	12%	47%	41%	33%	44%	23%	2%	42%	56%
PORT. BULNES	0%	60%	40%	4%	61%	36%	18%	54%	28%	1%	51%	48%
P. MONTT	2%	49%	50%	20%	41%	38%	25%	45%	30%	3%	41%	56%
P. ARENAS	2%	46%	52%	13%	41%	45%	23%	38%	39%	4%	36%	60%
QUILIN	1%	47%	52%	22%	45%	33%	38%	40%	22%	1%	40%	59%
TOBALABA	0%	55%	45%	22%	49%	29%	47%	35%	18%	0%	50%	50%
TREBOL	0%	57%	43%	29%	44%	27%	41%	40%	19%	0%	46%	54%
VALDIVIA	0%	50%	50%	12%	57%	31%	18%	55%	27%	1%	48%	51%
VESPUCIO	3%	49%	47%	29%	45%	26%	54%	31%	15%	2%	48%	50%
VINA DEL MAR	0%	57%	43%	26%	44%	29%	45%	36%	19%	1%	46%	54%

Fuente: Elaboración Propia

Tabla 24 Nombre Variables

Var 1	Share BANADORES_Jul-Ago-Sep
Var 2	Share CORSETERIA_Jul-Ago-Sep
Var 3	Share OTROS_Jul-Ago-Sep
Var 4	Share BANADORES_Oct-Nov-Dic
Var 5	Share CORSETERIA_Oct-Nov-Dic
Var 6	Share OTROS_Oct-Nov-Dic
Var 7	Share BANADORES_Ene-Feb-Mar
Var 8	Share CORSETERIA_Ene-Feb-Mar
Var 9	Share OTROS_Ene-Feb-Mar
Var 10	Share BANADORES_Abr-May-Jun
Var 11	Share CORSETERIA_Abr-May-Jun
Var 12	Share OTROS_Abr-May-Jun

Fuente: Elaboración Propia

13.2 Anexo N°2: Variables normalizadas para segmentación de Tiendas

Tabla 25 Variables Normalizadas Segmentación

Tienda	Var 1	Var 2	Var 3	Var 4	Var 5	Var 6	Var 7	Var 8	Var 9	Var 10	Var 11	Var 12
AMAIPU	0,00	0,70	0,55	0,17	0,72	0,36	0,47	0,56	0,22	0,01	0,63	0,62
ANTOFAGASTA	0,01	0,74	0,51	0,40	0,53	0,32	0,50	0,52	0,24	0,04	0,64	0,57
APRAT	0,00	0,96	0,29	0,02	0,96	0,28	0,09	1,00	0,17	0,00	0,95	0,30
APUMANQUE	0,00	0,70	0,56	0,28	0,65	0,33	0,57	0,50	0,18	0,01	0,57	0,67
CONCEPCION	0,01	0,62	0,62	0,22	0,55	0,48	0,43	0,53	0,29	0,01	0,58	0,67
COUSINO	0,11	0,55	0,59	0,31	0,55	0,40	0,63	0,41	0,21	0,07	0,50	0,69
LOS ANDES	0,01	0,60	0,65	0,26	0,56	0,43	0,39	0,53	0,33	0,02	0,53	0,70
MARATHON	0,01	0,90	0,35	0,10	0,86	0,29	0,19	0,86	0,21	0,01	0,82	0,43
MONEDA	0,00	0,51	0,75	0,20	0,60	0,45	0,40	0,54	0,31	0,01	0,46	0,79
NORTE	0,01	0,70	0,55	0,28	0,63	0,34	0,61	0,45	0,20	0,01	0,65	0,60
OESTE	0,00	0,76	0,49	0,30	0,65	0,31	0,66	0,43	0,17	0,02	0,63	0,61
PJE MATTE	0,00	0,57	0,69	0,15	0,59	0,52	0,42	0,55	0,29	0,03	0,52	0,70
PORT. BULNES	0,00	0,75	0,50	0,05	0,76	0,45	0,23	0,68	0,35	0,01	0,65	0,60
P. MONTT	0,02	0,61	0,63	0,26	0,52	0,48	0,32	0,56	0,38	0,03	0,52	0,70
P. ARENAS	0,03	0,57	0,66	0,17	0,52	0,57	0,29	0,48	0,49	0,05	0,45	0,75
QUILIN	0,01	0,59	0,65	0,27	0,56	0,42	0,48	0,50	0,28	0,01	0,50	0,74
TOBALABA	0,00	0,69	0,57	0,27	0,62	0,36	0,59	0,44	0,23	0,00	0,62	0,63
TREBOL	0,00	0,71	0,54	0,36	0,55	0,34	0,51	0,50	0,24	0,00	0,58	0,67
VALDIVIA	0,00	0,63	0,63	0,15	0,71	0,39	0,23	0,69	0,34	0,01	0,60	0,64
VESPUCIO	0,04	0,62	0,60	0,36	0,56	0,33	0,68	0,39	0,19	0,03	0,60	0,63
VINA DEL MAR	0,01	0,71	0,53	0,33	0,56	0,37	0,56	0,46	0,24	0,01	0,57	0,67

Fuente: Elaboración Propia

13.3 Anexo N°3: Segmentación de tiendas

Tabla 26 Segmentación de Tiendas

Tienda	Cluster	R M	Ma Il	Mts 2	Var 1	Var 2	Var 3	Var 4	Var 5	Var 6	Var 7	Var 8	Var 9	Var 10	Var 11	Var 12
CONCEPCION	1	0	0	98	1%	50%	50%	17%	44%	39%	35%	42%	23%	1%	46%	53%
LOS ANDES	1	0	1	63	1%	47%	52%	21%	45%	34%	31%	42%	26%	2%	42%	56%
MONEDA	1	1	0	37	0%	41%	59%	16%	48%	36%	32%	43%	25%	1%	36%	63%
PJE MATTE	1	1	0	51	0%	45%	55%	12%	47%	41%	33%	44%	23%	2%	42%	56%
P. BULNES	1	1	0	78	0%	60%	40%	4%	61%	36%	18%	54%	28%	1%	51%	48%
PTO MONTT	1	0	1	64	2%	49%	50%	20%	41%	38%	25%	45%	30%	3%	41%	56%
PTA ARENAS	1	0	1	66	2%	46%	52%	13%	41%	45%	23%	38%	39%	4%	36%	60%
QUILIN	1	1	0	79	1%	47%	52%	22%	45%	33%	38%	40%	22%	1%	40%	59%
VALDIVIA	1	0	0	81	0%	50%	50%	12%	57%	31%	18%	55%	27%	1%	48%	51%
VAL. PROMEDIO				69	1%	48%	51%	15%	48%	37%	28%	45%	27%	2%	43%	56%
AMAIPU	2	1	1	58	0%	56%	44%	14%	57%	29%	38%	45%	17%	0%	50%	49%
ANTOFAG.	2	0	1	54	1%	59%	40%	32%	42%	26%	40%	41%	19%	3%	51%	46%
APUMANQUE	2	1	1	74	0%	56%	44%	22%	52%	26%	46%	40%	14%	1%	46%	54%
COUSINO	2	1	0	100	9%	44%	47%	25%	44%	32%	50%	33%	17%	5%	40%	55%
NORTE	2	1	1	58	0%	55%	44%	22%	50%	27%	49%	35%	16%	1%	52%	48%
OESTE	2	1	1	110	0%	61%	39%	24%	51%	25%	53%	34%	13%	1%	51%	48%
TOBALABA	2	1	1	78	0%	55%	45%	22%	49%	29%	47%	35%	18%	0%	50%	50%
TREBOL	2	0	1	101	0%	57%	43%	29%	44%	27%	41%	40%	19%	0%	46%	54%
VESPUCIO	2	1	1	62	3%	49%	47%	29%	45%	26%	54%	31%	15%	2%	48%	50%
V. DEL MAR	2	0	0	95	0%	57%	43%	26%	44%	29%	45%	36%	19%	1%	46%	54%
VAL. PROMEDIO				79	1%	55%	44%	24%	48%	28%	46%	37%	17%	1%	48%	51%
APRAT	3	1	0	44	0%	77%	23%	1%	76%	22%	7%	80%	13%	0%	76%	24%
MARATHON	3	1	0	118	1%	72%	28%	8%	69%	23%	15%	68%	17%	1%	65%	34%
VAL. PROMEDIO				81	0%	74%	26%	5%	73%	23%	11%	74%	15%	0%	71%	29%

Fuente: Elaboración Propia

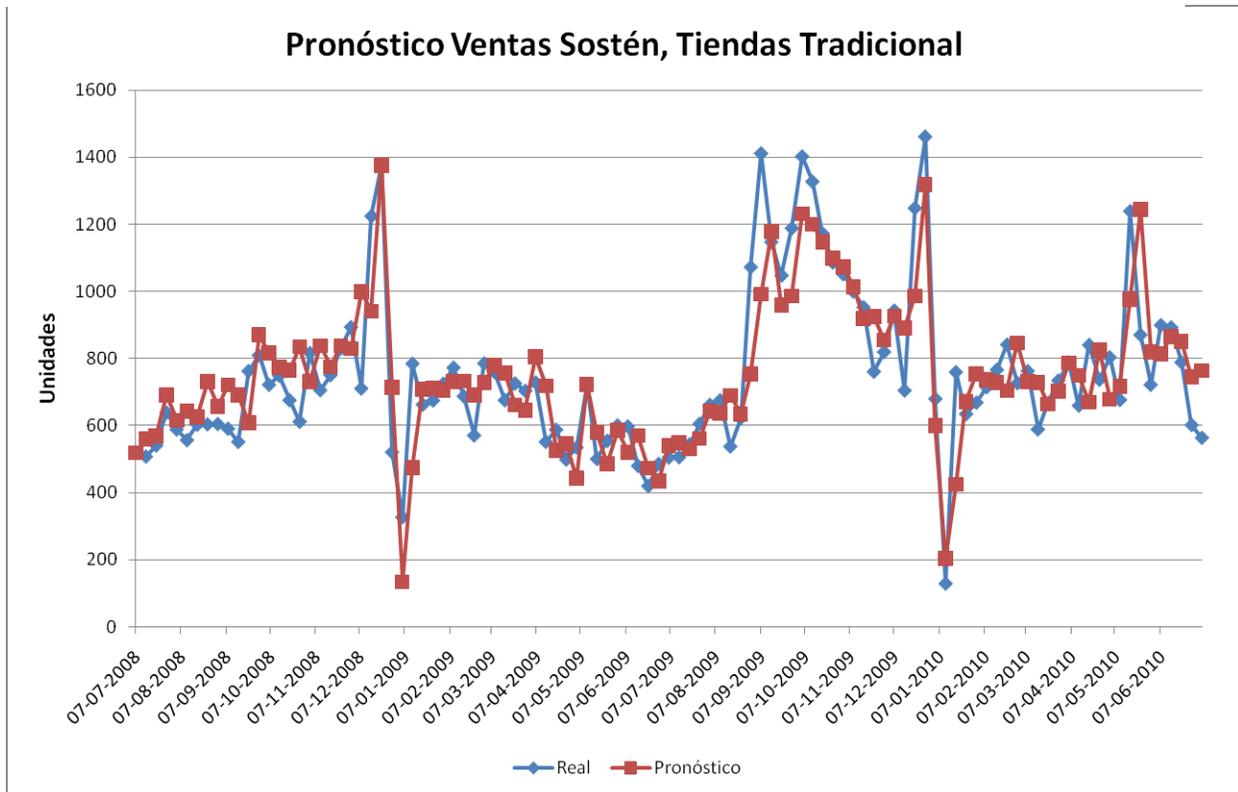
13.4 Anexo N°4: Pronóstico de demanda Categoría completa, Tiendas Tradicional

Tabla 27 Coeficientes Regresión Lineal, Tiendas Tradicional

Variable	Coficiente
constante	1431,722
semana_ant	0,571
semana_año_ant	0,216
prom_precio	-0,131
fin_mes	70,630
dia_madre	242,196
navidad	124,231
lag_navidad	-453,120

Fuente: Elaboración Propia

Ilustración 24 Gráfico del Pronóstico de Ventas Sostén, Tiendas Tradicional



R^2 ajustado: 0,727 MAPE Train: 12,4% (75 semanas) MAPE Test: 15,8% (31 semanas)

Fuente: Elaboración Propia

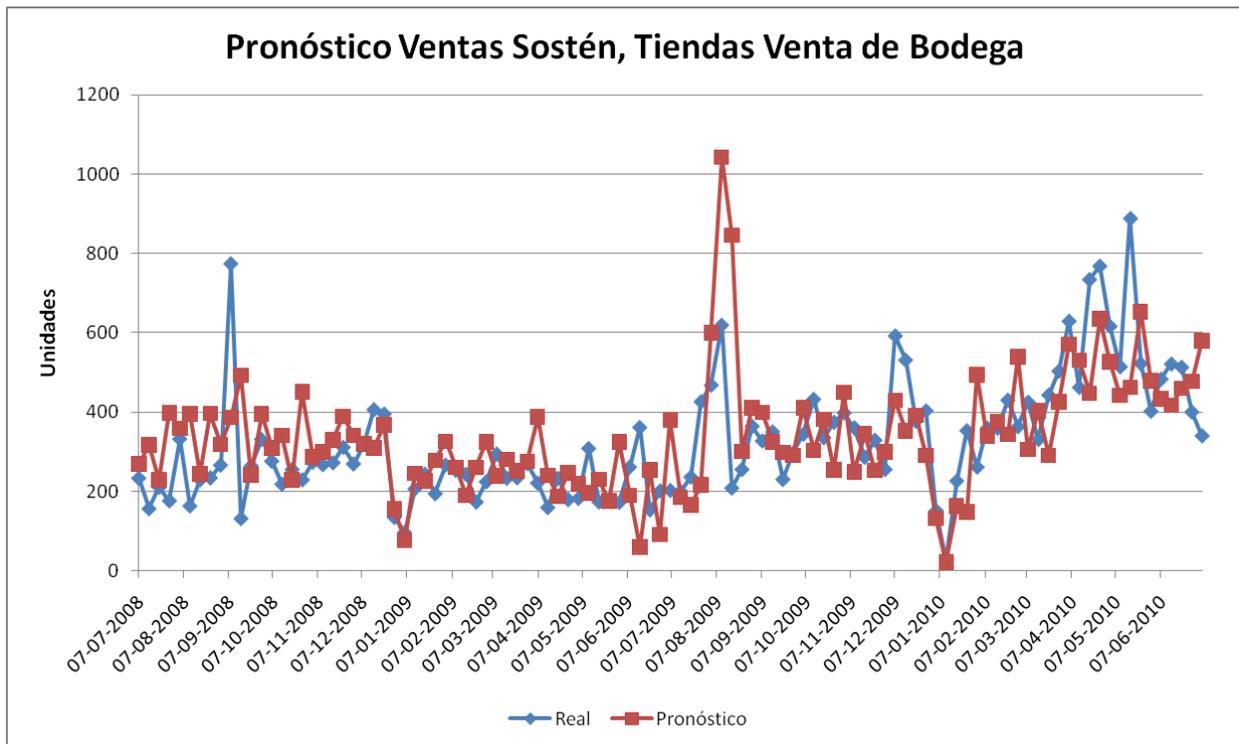
13.5 Anexo N°5: Pronóstico de demanda Categoría completa, Tiendas Venta de Bodega

Tabla 28 Coeficientes Regresión Lineal, Tiendas Venta de Bodega

Variable	Coefficiente
constante	728,864
semana_ant	0,423
prom_precio	-0,056
fin_mes	116,398
lag_navidad	-180,767

Fuente: Elaboración Propia

Ilustración 25 Gráfico del Pronóstico de Ventas Sostén, Tiendas Venta de Bodega



R^2 ajustado: 0,316 MAPE Train: 39,0% (75 semanas) MAPE Test: 26,1% (31 semanas)

Fuente: Elaboración Propia