



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

**DEFINICIÓN DE UN SISTEMA DE RECOMENDACIÓN PARA UNA
EMPRESA DE RETAIL**

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

CLAUDIA JIMENA SOTOMAYOR NAIPIL

**PROFESOR GUÍA:
LUIS ABURTO LAFOURCADE**

**MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
MANUEL REYES JARA
DANIEL SCHWARTZ PERLROTH**

**SANTIAGO DE CHILE
AGOSTO 2008**

**RESUMEN DE LA MEMORIA
PARA OPTAR AL TITULO DE
INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL
POR : CLAUDIA SOTOMAYOR
FECHA : 25/08/2008
PROF. GUIA: LUIS ABURTO**

DEFINICIÓN DE UN SISTEMA DE RECOMENDACIÓN PARA UNA EMPRESA DE RETAIL

El presente documento de trabajo de título tiene como objetivo general “Mejorar la efectividad de las promociones en kiosco, a través del diseño de una metodología de recomendaciones personalizadas”.

La necesidad de la reformulación del kiosco, o sistema de recomendaciones, tiene directa alineación con la búsqueda de su eficiencia. Dicho sistema encuentra su aplicación en una cadena de supermercados mayoristas, y consiste en sugerir una serie de promociones, de descuento en precio, a través de cupones o “vouchers” a clientes preferenciales o también llamados “apóstoles”.

En cuanto al plan metodológico, se incluyeron diversos enfoques, que van desde: un análisis de la heterogeneidad de los clientes de la cadena de retail, generando una serie de perfiles, un estudio de las asociaciones a nivel de grupo-marca de productos; hasta un análisis del historial de canjes/no canjes de recomendaciones, de modo de descubrir el conocimiento acerca de hábitos de compra, así como la evolución de la amplitud de categorías, el up-selling de recomendaciones frecuentes y la inclusión de filtros relacionados con el historial de recomendaciones asociadas.

Dentro de las afirmaciones que se logran a partir de la aplicación metodológica, se sostiene que efectivamente a través de la determinación de perfiles se genera un mayor nivel de ajuste de las recomendaciones a las preferencias de los clientes. Por otro lado se consigue evaluar el esfuerzo de dirigir de buena forma las promociones a través de la incorporación del historial de canjes, y su incidencia en el hábito de compra, determinando que efectivamente la repetición de una promoción aceptada repercute en una futura compra espontánea del producto.

Finalmente, se proponen lineamientos de un trabajo posterior, los que incluyen una evaluación en terreno del sistema, el análisis del porcentaje de descuento en precio de cada recomendación, y la inclusión de una etapa comunicacional del proyecto, entre otras.

Agradecimientos

En primer lugar agradezco a mi familia por inspirarme constantemente. Pero especialmente, quiero dejar de manifiesto mi profunda gratitud y amor hacia mi hermana y amiga Sandra, por brindarme su apoyo y cariño incondicional a lo largo de toda mi vida, gracias a ella he podido alcanzar mis metas. Cada uno de mis logros también le pertenece.

A Mauricio Solari por caminar junto a mí, entregándome su infinito amor y dedicación. Su permanente aliento y confianza han sido fundamentales para llevar a cabo el presente documento.

A mis profesores por su brillante labor de enseñanza. A la valiosa oportunidad, consejos y conocimientos otorgados por mi profesor guía Luis Aburto.

Finalmente, quiero agradecer a Dios, por darme la capacidad y voluntad para enfrentar con pasión cada uno de los desafíos que me ha regalado la vida. La fe que he ido construyendo dirige mis pasos.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

1	INTRODUCCIÓN	7
2	DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO	9
2.1	Justificación	9
2.2	Objetivos	11
2.3	Alcances	12
2.4	Resultados esperados	13
3	MARCO CONCEPTUAL Y METODOLÓGICO	14
3.1	Marco Conceptual	14
3.2	Marco Metodológico	17
4	LEVANTAMIENTO DE LA SITUACIÓN ACTUAL	20
4.1	Antecedentes Generales	20
4.2	Actuales indicadores de efectividad	23
4.3	Evaluación de la situación actual	25
5	SUBIDA DE KIOSCO SKU A KIOSCO GRUPO-MARCA	28
6	ANÁLISIS DE HISTORIAL DE CANJES	32
6.1	Diagnóstico general historial de canjes	32
6.2	Análisis histórico de recomendaciones asociadas	35
7	ANÁLISIS DE PERFILES DE CLIENTES	41
8	UP SELLING DE RECOMENDACIONES FRECUENTES	48
9	MÉTODOS DE EVALUACIÓN	51
9.1	Estudio de Perfiles de Clientes	51
9.2	Up-selling de recomendaciones frecuentes	54
9.3	Subida de kiosco sku a kiosco grupo-marca	55
9.4	Repetición de recomendaciones asociadas, análisis de canjes/no canjes	57
10	CONCLUSIONES	59
10.1	Conclusiones del Proyecto	59
10.2	Trabajo Futuro	60
11	BIBLIOGRAFÍA Y FUENTES DE INFORMACIÓN	62
12	ANEXOS	64
	Anexo A: Levantamiento de Proceso de Kiosco	64
	Anexo B: Levantamiento Algoritmo Kiosco	65
	Anexo C: Reglas de negocio y parámetros Kiosco 2	66

Anexo D: Centros de variables de segmentación K-medias para apóstoles	69
Anexo E: ANOVA de segmentación K-medias para apóstoles	70
Anexo F: Escalamiento multidimensional de canastas por perfiles	73

ÍNDICE DE FIGURAS Y TABLAS

Figura 1: Proceso Knowledge Discovery in Databases	14
Figura 2: Niveles del maestro de productos	23
Figura 3: Evolución tasa de penetración	24
Figura 4: Evolución tasa de canje por cliente	25
Figura 5: Voucher ejemplo	26
Figura 6: Resumen diagnóstico y propuestas Kiosco.....	27
Figura 7: Jerarquías del maestro de productos	28
Figura 8: Curva de Relleno Frecuente	29
Figura 9: Curva de Relleno Asociado.....	29
Figura 10: Tasa de aceptación para productos asociados	33
Figura 11: Tasa de aceptación para productos frecuentes	33
Figura 12: Decisiones de canje	36
Figura 13: Tasa de recompra de recomendaciones asociadas aceptados vs N° de vistas a 30 días	38
Figura 14: Tasa de recompra de recomendaciones asociadas aceptados vs N° de vistas a 60 días	38
Figura 15: Tasa de aceptación para productos asociados vs N° de vistas.....	39
Figura 16: Escalamiento multidimensional canasta global	44
Figura 17: Escalamiento multidimensional segmento 6 – Panadería / Pastelería	45
Figura 18: Whisker de distribución del grupo yogurt por marca	49
Figura 19: Precios demandados por marca	50
Figura 20: Tasa de aceptación de recomendaciones asociadas.....	51
Figura 21: Tasa de aceptación de recomendaciones de relleno	52
Figura 22: Recomendaciones de relleno por segmento	53
Figura 23: Monto de ventas recomendaciones frecuentes	54
Figura 24: Unidades v/s precio promedio recomendaciones frecuentes	55

Figura 25: Monto de ventas recomendaciones asociadas	56
Figura 26: Unidades v/s precio promedio recomendaciones asociadas.....	56
Tabla 1: Configuración de voucher por tipo de apóstol	22
Tabla 2: Ejemplos de asociaciones en Canasta Grupo-Marca.....	28
Tabla 3: Grilla de cortes	30
Tabla 4: Matriz de descuento por tipo de apóstol.....	31
Tabla 5: Tasa de repetición de compra	34
Tabla 6: Amplitud de sublíneas	34
Tabla 7: Segmentos K-medias	42
Tabla 8: Matriz de similitud de productos frecuentes	42
Tabla 9: Matriz de similitud de reglas de asociaciones	43
Tabla 10: Matriz de similitud de frecuencias inter segmento 1	46
Tabla 11: Matriz de similitud de frecuencias inter segmento 2.....	46
Tabla 12: Matriz de similitud de reglas de asociación inter segmento 1.....	47
Tabla 13: Matriz de similitud de reglas de asociación inter segmento 2.....	47
Tabla 14: Productos de relleno de acuerdo a presencia por segmento	53
Tabla 15: Repeticiones de recomendaciones asociadas en meses sucesivos	57
Tabla 16: Repetición de recomendaciones asociadas mes siguiente	57
Tabla 17: Repetición de recomendaciones asociadas dos meses siguientes	58

1 INTRODUCCIÓN

En un mundo cada vez con mayor grado de globalización, y en mercados con competidores más agresivos y dinámicos, el posicionamiento y la diferenciación a través de la aplicación de diversas técnicas de marketing, juegan un papel trascendental. En este sentido, definir cuál será la posición que se quiere ocupar en la mente de los consumidores con un determinado producto o servicio, es una decisión estratégica de gran importancia, ya que determina cómo se competirá en el mercado en cuestión. Ya no basta con que el producto o servicio tenga una buena propuesta de beneficios básicos, sino que además debe tener una posición clara, relevante y diferenciada en el pensamiento de los consumidores con respecto a sus competidores.

En directa alineación con lo anterior, la gestión de las empresas de la industria del comercio minorista, ya sea retail grandes o pequeños, se ha vuelto cada vez más compleja debido a la evolución del comportamiento de los consumidores. Éstos tienen cada vez menos tiempo, se fragmentan en una gran diversidad de segmentos de acuerdo a sus perfiles, prueban en distintas tiendas, de distintos formatos. Además de lo anterior, la mayoría de las decisiones de compra se toma en la tienda. Frente a esta situación, las cadenas de retail deben gestionar sus estrategias de marketing de manera dinámica, lo que implica una creciente segmentación y personalización de la oferta en la tienda. Lograr presentar a los distintos perfiles de consumidores en distintos formatos de tiendas los productos que ellos perciben como de alto valor, requiere por un lado un profundo conocimiento de su comportamiento y por otro una cadena de abastecimiento eficaz, implementando estrategias de publicidad y comercialización con características particulares para cada uno de ellos. El valor de “centrarse en el cliente” toma cada día más fuerza^[1].

El año pasado las ventas de los supermercados alcanzaron US\$9,2 mil millones^[2], cifra que representa cerca del 6% del PIB nacional. A pesar del liderazgo en el crecimiento de este rubro, que se ve reflejado en las cifras, los antecedentes indican que tal cual como ocurrió con el resto de las actividades económicas del país, las ventas del comercio también experimentaron una desaceleración a lo largo del año. La pérdida de dinamismo presenta una potencial fuente de innovación en el sector.

En este contexto se encuentra la cadena de supermercados mayoristas, de la cual se obtiene la información para el planteamiento del presente proyecto. Esta cadena de retail ofrece dentro de los beneficios para sus clientes preferenciales o “apóstoles”, el uso de una aplicación llamada “kiosco”, que consiste en una serie de sugerencias acerca de promociones en descuento en precio, a través de la impresión de un cupón o voucher dentro del supermercado. La reformulación de dicho sistema de recomendaciones busca aumentar el grado de personalización, utilizando el conocimiento de las preferencias de los clientes, la información de ofertas pasadas (vouchers impresos en el pasado) y filtros por proveedor, categorías, segmentos de clientes, etc. Todas las medidas anteriores buscan aportar en la estrategia de reacción ante la creciente individualización de la demanda, ayudando al cliente a hacer frente al abrumador número de opciones que tiene al momento de configurar su canasta, a través de la personalización de sus recomendaciones.

2 DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO

2.1 Justificación

Dentro del entorno competitivo del retail, donde el mercado enfrenta el futuro en base a la diferenciación, el presente proyecto nace a partir de la necesidad de conocer a los clientes, definiendo sus perfiles e identificando lo que compran, de modo de generar recomendaciones que estrechen la relación de cercanía con el cliente y rentabilicen dicha relación. El presente trabajo busca rentabilizar y estrechar dichos lazos a través de dos vías principales:

- “Vender más”:
 - Hacer más interesantes los productos frecuentes de la canasta de compra. Incrementar el gasto, logrando concentrar la compra del cliente, anticipando la competencia.

- “Vender mejor”:
 - Up-selling, incitar la compra de ítems mejores, sku’s con mayor margen de beneficio.
 - Aumentar el número de categorías presentes en la canasta de compra (cross-selling).

De este modo, y a través de la aplicación de técnicas de data mining, se busca estudiar los perfiles de los clientes, sus preferencias y canastas de compra, con el fin de generar una metodología que apoye de manera robusta las decisiones comerciales orientadas a potenciar el actual sistema de promociones personalizadas. Dada las necesidades planteadas, se propone efectuar un análisis del hábito de compra de los clientes, pues de particular interés resultará conocer la respuesta de los clientes al actual kiosco, que lleva aproximadamente 17 meses de funcionamiento. Esta recopilación de información acerca de los vouchers impresos se incorporará al nuevo

diseño del modelo interactivo, logrando dar respuesta a preguntas como: cuántas recomendaciones mostrar por cada impresión, qué tipo de ofertas deben haber en cada voucher, cuántas promociones hacer para cada cliente en un mes, etc.

Adicionalmente y en base al conocimiento de los resultados de una encuesta efectuada a 98 clientes apóstoles durante el mes de octubre del año pasado, se detectaron las siguientes percepciones con respecto al Kiosco:

- Existe un 20% de los encuestados que no sabe que tiene promociones disponibles.
- De quienes las conocen un 33% no las imprime, los motivos son:
 - No tengo tiempo.
 - Probó y no le gustó (“malas marcas”, “compro otros productos”, “me salía siempre Pelayo”).
- Los que imprimen evalúan de 1 a 5.
 - Productos: 2,9
 - Descuentos: 3,5
- Las opiniones:
 - “Me recomiendan productos que no son de mi interés”
- Comentarios o mejoras:
 - “Podrían hacer descuentos por volumen”

De los resultados explicitados, se desprende que existen líneas de acción que se en directo beneficio de aumentar tasa de impresión y aumentar tasa de canje; también

se observa que el mayor descontento por parte de los clientes que imprimen vouchers se encuentra en el tipo de productos que son recomendados (más que en los porcentajes de descuento). Dado lo anterior, surge la necesidad de efectuar un rediseño del actual sistema de recomendaciones y ajustar las reglas de negocio que lo sustentan. Lo anterior con el fin de lograr generar un enfoque eficiente y coordinado, que sea capaz de entender exactamente que promociones son, y potencialmente serán, atractivas para los clientes, lo que no sólo promueve la fidelización de los clientes (aumentando la tasa de retención de largo plazo), sino que incide en una mayor tasa de respuesta y un consiguiente mayor ingreso del modelo de promociones.

2.2 Objetivos

Objetivo General

Mejorar la efectividad de las promociones en kiosco, a través del diseño de una metodología de recomendaciones personalizadas.

Objetivos Específicos

- Identificar y analizar las canastas de compra típicas de los clientes y los ítemes que las constituyen a nivel de grupo-marca de productos.
- Evaluar y proponer reglas de negocio relevantes para el desarrollo del problema.
- Definir una metodología para la creación periódica de un set de recomendaciones.
- Encontrar perfiles de clientes a través de las reglas de asociación de las canastas que constituyen su comportamiento transaccional.
- Análisis del historial de canjes/no canjes, y evaluación de la inclusión de filtros respectivos en el modelo de recomendación.

2.3 Alcances

El trabajo incluye diversos focos de estudio, dentro de los que se contemplan:

1. Interrelaciones entre productos e identificación, descripción y análisis de canastas de compras.
2. Descripción y análisis de la heterogeneidad de los clientes a través de perfiles.
 - Actualmente muy masivo, personalizar comportamiento por apóstol y grupo (a_1, \dots, a_5) → Personalizar las reglas de asociación.
 - Perfil del cliente también incluya preferencias, gustos, etc. (Actualmente sólo diferenciación por montos de compra).
 - Incorporar feedback: percepciones a través del historial de cupones impresos y canjeados/no canjeados.

El porcentaje de descuento de cada recomendación no será tratado en profundidad, pues no es parte de los objetivos de este proyecto analizar las decisiones de pricing del retail. Tampoco se incluye en este proyecto estudio cualitativo acerca de los motivos de uso del kiosco.

2.4 Resultados esperados

A partir de la realización del presente trabajo de memoria de título se espera obtener:

1. Perfiles de los clientes, sus preferencias de compra y el feedback con respecto al kiosco, esto es, las percepciones recogidas a través del estudio del historial de cupones impresos y canjeados/no canjeados.
2. Un nuevo sistema de recomendación personalizado incorporando propuestas de mejora al actual planteamiento del kiosco.
3. Metodología de evaluación para cada una de las propuestas de mejoras formuladas.

3 MARCO CONCEPTUAL Y METODOLÓGICO

3.1 Marco Conceptual

Dada la necesidad de extraer información útil a partir de grandes volúmenes de datos en forma inteligente y automática, se siguen las directrices entregadas por la metodología KDD (Knowledge Discovery in Databases). Esta metodología se define como el proceso no trivial de identificar patrones en los datos que sean válidos, novedosos, potencialmente útiles y comprensibles.

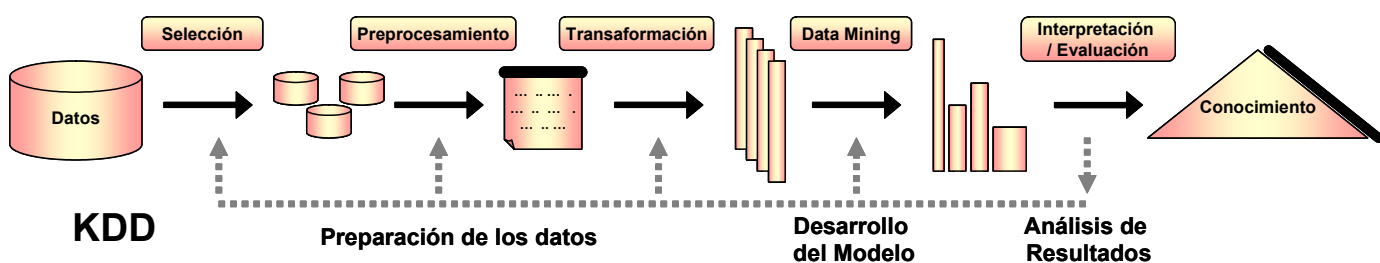


Figura 1: Proceso Knowledge Discovery in Databases

Dentro de las técnicas de minería de datos, el presente trabajo de memoria pretende incorporar la aplicación integrada de los métodos que se citan a continuación.

Clustering

El análisis de conglomerados (cluster análisis) es un procedimiento multivariado que permite asignar un conjunto de objetos a un cierto número de segmentos llamados conglomerados o clusters, en base a un criterio de similitud.

La agrupación mediante clustering tiene 2 características complementarias, generar clusters heterogéneos entre sí (aislamiento externo), en los cuales los elementos que componen cada cluster sean relativamente homogéneos entre sí (cohesión interna).

La similitud entre objetos puede medirse a través de diversas formas de distancia (Manhattan, Chebychev, etc.), siendo la más utilizada la distancia euclidiana. Por su parte la lógica de asignación de objetos a los conglomerados, puede separarse en esquemas de tipo jerárquico y no jerárquico. El clustering jerárquico posee una estructura de dendograma o árbol, a través de este método, 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, este procedimiento tiene la ventaja que no requiere fijar un número de clusters a priori. En los métodos no jerárquicos (de partición), en cambio, se tiene un número de grupos predefinido y cada objeto se ubica en un grupo hasta alcanzar la estabilidad. De una iteración a otra, es posible modificar el valor de pertenencia a grupos de todos los objetos, en este procedimiento se requiere fijar un número de clusters a priori.

Desde un punto de vista práctico, el clustering juega un papel relevante en las aplicaciones de minería de datos, ya sea para fines de exploración de datos, reconocimiento de patrones, búsqueda de interrelaciones, etc. En el presente trabajo de memoria se utilizará con el fin de encontrar perfiles de clientes, de manera de contribuir a la completitud del modelo de recomendaciones personalizadas. Cabe señalar que dado que los métodos jerárquicos son más útiles cuando se desea agrupar un número pequeño de casos, se decide utilizar el método no jerárquico de k-medias, dada su eficiente aplicación por parte de la autora a grandes volúmenes de datos.

Escalamiento multidimensional

La técnica de escalamiento multidimensional (MDS^[3]) busca encontrar la estructura subyacente de un conjunto de objetos (líneas o sublíneas en este caso) que se encuentran descritos por la distancia existente entre ellos. El MDS usa como entrada los juicios de similitud del conjunto de ítemes expresados en distancias que resultan factibles de ser representadas en un espacio multidimensional.

Uno de los objetivos del MDS es interpretar (bautizar) las dimensiones (ejes) resultantes. Cada uno de los mapas puede ser rotado y reflejado arbitrariamente para facilitar la interpretación de los resultados y darle significado a las dimensiones. Primero

se busca explicar el posicionamiento de los objetos extremos en cada eje rotado. Luego se trata de explicar el ordenamiento del resto de los objetos sobre dichos ejes. Para dar un adecuado significado a los ejes, es necesario utilizar el conocimiento del analista con respecto a la data, y también complementar con información descriptiva adicional acerca de los objetos.

Para la aplicación del MDS en el presente proyecto, se busca crear una representación en un espacio multidimensional, en la que las líneas o sublíneas, con una mayor probabilidad condicional de compra conjunta, se encuentren más cerca. Para lograr esto serán las probabilidades las que se utilizarán como medidas de similitud entre líneas o sublíneas. Con lo anterior se logrará capturar una visión conjunta acerca de las líneas que se suelen estar presentes en una misma compra con mayor frecuencia.

Análisis de canasta

El procedimiento de análisis de canasta, es aplicado para el estudio de afinidades entre productos, es decir, descubre las reglas de asociación fuertes entre ítemes que tienden a ser comprados juntos por los consumidores. Para lograr identificar dichas reglas, se calculan una serie de estadísticos. A continuación se presentan los parámetros estadísticos más utilizados^[10].

- Soporte: probabilidad de hallar una relación determinada en una transacción. Es útil para la construcción de la venta esperada y podar combinaciones irrelevantes: $P(Y \wedge Z)$
- Confianza ($\{A\} \Rightarrow \{B\}$): probabilidad de que el(los) producto(s) B esté(n) presente(s) en una boleta, dado que A (el o los productos) ya lo está(n). Ej: al cotizar un producto en Internet, aparece el producto de la implicancia de este indicador: $P(Y \wedge Z)/P(Y)$

- Interés: parámetro indicador de la fortaleza de una relación, señala la independencia o dependencia de dos eventos, en el caso transaccional, la compra de dos productos en una misma canasta: $P(Y \wedge Z) / (P(Y) * P(Z))$
- Similitud de Jaccard: probabilidad de que una combinación de productos esté presente en una boleta. Ejemplo: Lay out.

Para descubrir reglas de asociación se requiere encontrar asociaciones fuertes entre productos con un soporte y/o una confianza e interés mínimos.

Cabe señalar que además de las reglas de asociación mencionadas, se utilizará el concepto de “presencia de un sku”, el cual da cuenta del número de transacciones (o boletas) en las que aparece un producto del total de transacciones, en un cierto período de tiempo.

La idea de integrar diversas técnicas de la minería de datos, como las que se han mencionado en este capítulo, es la creación de un proceso interactivo, a partir de cuyos resultados sea posible tomar las acciones necesarias y definir una nueva sintaxis para el funcionamiento del kiosco.

3.2 Marco Metodológico

En base a las etapas del mencionado proceso interactivo e iterativo KDD y con las consideraciones conceptuales que se mencionaron, se define una metodología que incluye una serie de perspectivas, que van desde: un análisis de la heterogeneidad de los clientes de la cadena de retail, precisando una serie de perfiles y un estudio de las interrelaciones a nivel de grupo-marca de productos sobre dichos grupos; hasta un análisis del historial de canjes/no canjes de recomendaciones. Para lo anterior, se plantea la siguiente estructura de investigación.

1. Definición del problema y revisión bibliográfica. Familiarización con la industria, con las herramientas de análisis e identificación del foco de investigación y los aspectos que incluye. La idea de esta etapa es efectuar un

acercamiento inicial con el problema, planteando el proyecto, sus objetivos, alcances y primeras directrices de resolución a través de la determinación de un marco conceptual, una metodología de análisis y una bibliografía, en cual fundamentar teóricamente el estudio.

2. Levantamiento del proceso la situación actual. Con el fin de documentar el actual funcionamiento del sistema de recomendación, se efectúa el diseño del proceso de negocio, a través del software Visio, definiendo enfoque, estructura y contenidos actuales del kiosco (Anexos A y B). El análisis del proceso actual busca definir en profundidad las relaciones y reglas de negocio del actual modelo, logrando un entendimiento del negocio asociado al kiosco, y generando hipótesis acerca de su funcionamiento, y fundamentalmente acerca de sus objetivos (preguntas de negocio básicas). Además, como resultado de este levantamiento, se genera una situación inicial contra la cual comparar los resultados de la nueva metodología de kiosco.
3. Selección y procesamiento de los datos. Selección del conjunto de datos a utilizar, las variables que incluirá el análisis y el horizonte de agregación. Para una consistencia del estudio, se efectuará una limpieza y preprocesamiento de los datos, con el fin de detectar valores perdidos, fuera de rango, duplicación de información o posibles baches o vacíos de información.
4. Análisis descriptivo de los datos. Efectuar una primera aproximación de cercanía con los datos. Esto es, detectar mediante un análisis estadístico preliminar, una estructura de los datos y sus relaciones generales.
5. Exploración de canastas grupo-marca. Se considera un estudio de las interrelaciones a nivel de grupo-marca.
6. Estudio de segmentación de los clientes. Para potenciar la característica de personalización del sistema, se realiza la identificación de perfiles de clientes, a través de la técnica de k-medias. Con esto, se busca encontrar similitudes en cada vecindad de clientes (analizando las distancias existentes entre ellos

en un conjunto de variables), bajo el criterio de máxima homogeneidad interna (inter cluster) y máxima heterogeneidad externa (entre clusters).

7. Identificación de canastas de compra para cada segmento. Búsqueda de reglas de asociación a nivel de grupo-marca, a través de análisis de canasta. Dicho estudio se complementará con la aplicación del método de escalamiento multidimensional, utilizando el paquete estadístico del software SPSS, esto, con el fin de tener una visualización gráfica acerca de las líneas relevantes en la compra de cada cluster. Se enfatiza el análisis de la heterogeneidad del comportamiento de los distintos tipos de apóstoles, de manera de encontrar perfiles de clientes. Sobre dichos perfiles, se identifican y analizan las diversas canastas de compra.
8. Análisis del historial de canjes/no canjes, de los distintos tipos de recomendaciones, de modo de lograr un entendimiento acerca de una serie de características del hábito de compra de los clientes, como la evolución de la amplitud de categorías y el up-selling.
9. Interpretación y evaluación de los resultados obtenidos. En base a los resultados obtenidos para cada tipo de perfil y el conocimiento encontrado en las gráficas multidimensionales, se procede a validar e interpretar las relaciones encontradas en las canastas de compra típicas. Se examinan las conclusiones obtenidas, y se evalúa el grado en que la búsqueda interactiva del proceso de minería de datos haya corroborado las hipótesis iniciales.
10. Determinación de nuevas reglas de negocio. En base a la interpretación y validación de los resultados se propondrán nuevas reglas de negocio y metodologías de evaluación.

4 LEVANTAMIENTO DE LA SITUACIÓN ACTUAL

4.1 Antecedentes Generales

El sistema de promociones personalizadas, gracias a cuya interfase recibe el nombre de “Kiosco”, se encuentra basado en los siguientes pasos para su funcionamiento.

1. Se cuenta con un historial de transacciones (muchos clientes y productos).
2. Definiciones Comerciales → Desarrollo de sistema de recomendaciones a través de las relaciones entre productos, proveedores, descuentos y clientes.
3. Se envía archivo plano con lista de clientes /productos a partir de sistema de recomendaciones.
4. Los Kioscos poseen la información propuesta.
5. Las personas ingresan sus tarjetas en kiosco, y obtienen la información personalizada de sus promociones en un voucher.
6. Las promociones que se imprimen, se encuentran cargadas en el POS para estar presentes al momento de la compra (“quemar” ofertas).
7. Las personas realizan sus compras utilizando las promociones.
8. Se revisa validez y se guarda información de la compra.

Los diagramas acerca del actual funcionamiento del algoritmo de kiosco pueden ser revisados en el Anexo A (Diagrama de “Levantamiento de Proceso de Kiosco”) y en el Anexo B (“Levantamiento del Algoritmo de Kiosco”).

El proceso de kiosco incluye una serie de interacciones entre el supermercado mayorista y la consultora encargada de elaborar las recomendaciones de manera periódica. Por su parte el actual algoritmo de kiosco (Anexo B), sobre el cual se enfocan las modificaciones propuestas en el presente informe, se encuentra definido por 3 flujos principales.

El primer flujo del diagrama, se encarga de la determinación de los productos frecuentes para cada uno de los clientes, esto se lleva a cabo extrayendo las frecuencias de aparición de cada sku (“presencia”), desde los datos transaccionales de ventas para el último trimestre. Esta tabla de ítems frecuentes posee un parámetro de corte o porcentaje mínimo de transacciones que debe poseer un producto para ser considerado dentro de la tabla de frecuentes. Hilo

La siguiente secuencia define las recomendaciones asociadas, las cuales se extraen de un sistema de reglas de interrelaciones, basado en el enfoque de análisis de canasta. Dicha canasta es ejecutada con las transacciones del último trimestre, y ella es la fuente de las recomendaciones asociadas para la totalidad de los clientes. En este caso se cuenta con un parámetro de soporte mínimo para aceptar una regla de asociación.

Finalmente, se tiene el flujo de generación de las recomendaciones de relleno, llamadas así pues son utilizadas en caso de que tanto el número de recomendaciones frecuentes o de asociadas no sea suficiente para completar los vouchers de todos los clientes. Esta tabla de relleno considera las frecuencias de sku para cada clientes apóstoles (productos “populares”).

La situación actual del kiosco se encuentra determinada a través de una serie de reglas de negocio y parámetros que se listan a continuación.

- La actual aplicación del sistema de recomendaciones personalizadas “kiosco” se enfoca a un supermercado mayorista.

- Las recomendaciones se efectúan a nivel de sku¹.
- Se configuran 8 vouchers por apóstol al mes, si un cliente imprime más de 8 cupones se comienzan a repetir desde el primero.
- La validez del cupón o voucher de promociones es diaria.
- Porcentaje de transacciones para productos frecuentes: 0.1 (antes de Nov/2007 0.3)
- Transacciones mínimas para aceptar una regla: 1200 (antes de Nov/2007 700)
- Asociados ordenados por ganancia. (Tabla ordenada, se ponen los mejores asociados en el proceso llenado del voucher).

La aplicación del kiosco se encuentra dirigida a un tipo específico de clientes, llamados “apóstoles”². Las Cantidades de productos frecuentes y asociados por voucher, varía de acuerdo al tipo de apóstol (el corte que define su categoría se hace en función de su monto de compra en pesos, ver segunda columna de Tabla 1). Las promociones disponibles por clase apóstol, se pueden apreciar en la siguiente tabla.

Clase Apóstol	Detalle corte (\$)	Frecuentes	Asociados	# Recomendaciones / mes
A	>= 800.000	2	4	48
B	>= 600.000; < 800.000	2	4	48
C	>= 400.000; < 600.000	2	4	48
D	>= 200.000; < 400.000	2	4	48
E	>= 100.000; < 200.000	3	2	40

Tabla 1: Configuración de voucher por tipo de apóstol

¹ SKU: Stock Keeping Unit.

² Clientes que poseen una serie de particularidades como: una antigüedad igual o superior a tres meses como socio; compra al menos una vez por semana; compra un monto mensual superior a los \$100.000; no presenta meses sin compras; sus compras tienen un margen superior a un 4,5%.

Por otro lado, la siguiente figura muestra los niveles del maestro de productos que se utilizará en el desarrollo del presente proyecto.

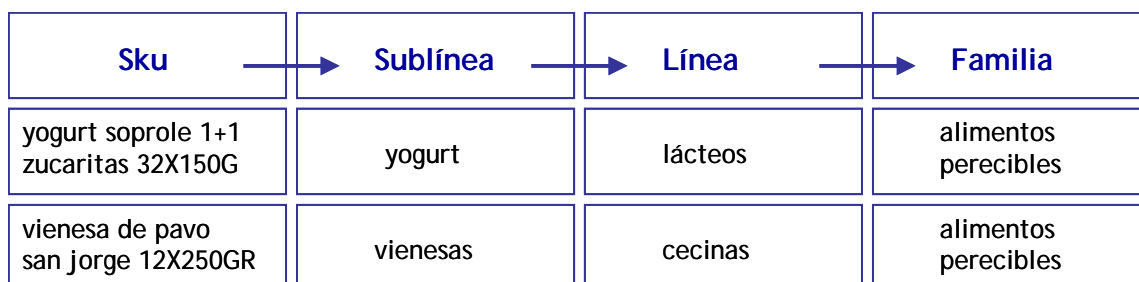


Figura 2: Niveles del maestro de productos

4.2 Actuales indicadores de efectividad

La evaluación del funcionamiento del kiosco actual se realiza en función de los siguientes indicadores.

Impresión de vouchers

- Tasa de penetración: % de clientes que imprime al menos un voucher del total de apóstoles considerados en el período.
- Tasa de impresión: número de vouchers impreso por cliente durante el período.

Canje de vouchers

- Tasa de canje por cliente: % de clientes que canjearon vouchers del total de apóstoles que imprimieron.
- Tasa de canje de cupones: % de los cupones que son canjeados del total de cupones impresos.
- Tasa por tipo de producto canjeado: % de transacciones cada tipo de producto canjeado (asociado, frecuente, genérico).

Impacto económico

- % de las ventas (en pesos) de los clientes que canjearon sobre el monto total de apóstoles.

La evolución de algunos de estos indicadores se puede visualizar en las figuras 1 y 2. Se tiene que la tasa de penetración de los últimos 6 meses es aproximadamente un 70%, mientras que la tasa de canje por cliente el mismo período es de cerca de un 50%.

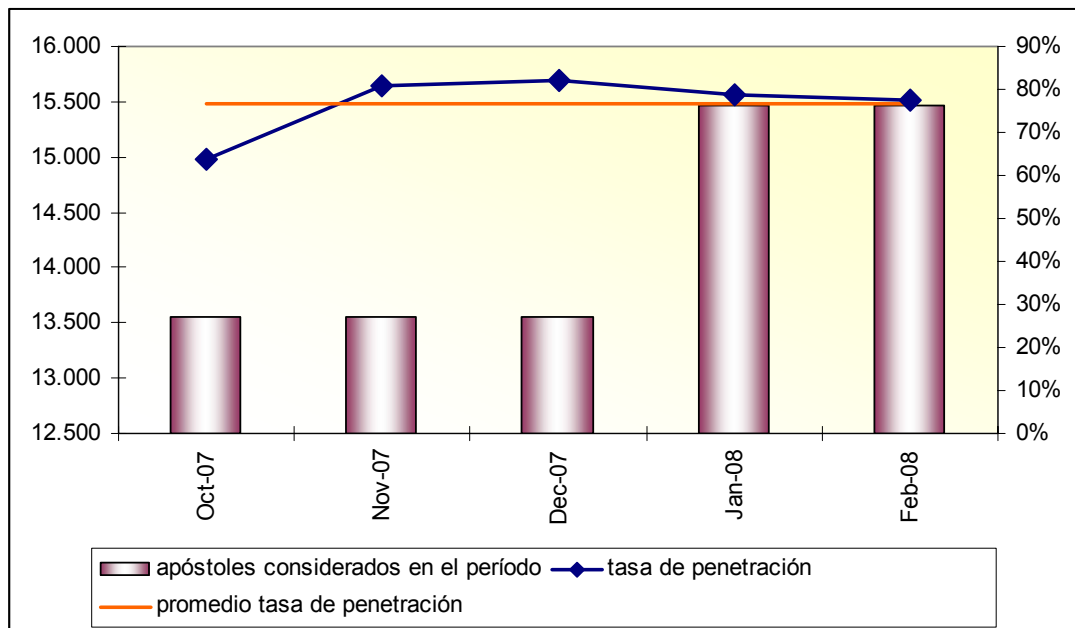


Figura 3: Evolución tasa de penetración

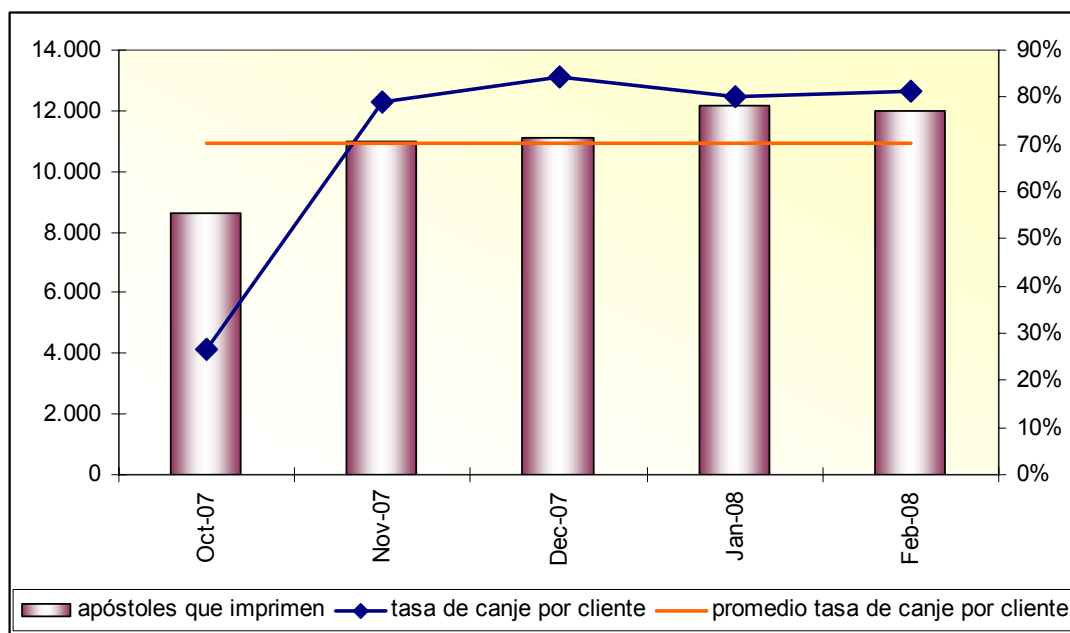


Figura 4: Evolución tasa de canje por cliente

4.3 Evaluación de la situación actual

A partir del análisis del modelo actual que define el funcionamiento del kiosco, nace una serie de inquietudes y desafíos, dentro de las cuales se tienen:

- En un mismo voucher aparecen productos muy similares, esto es, se recomiendan en un mismo cupón productos asociados con las mismas características del producto frecuente. En el ejemplo de la figura 3 yoghurt soprole yoghito damasco y yogurt soprole yoghito frutilla son recomendados en el mismo cupón (el primero como frecuente y el segundo como asociado), esto debido a que el actual sistema los considera distintos solo por poseer una característica distinta (el sabor), cuando en realidad se trata del mismo producto.
- Existe un bajo nivel de personalización e las recomendaciones, esto es posible verlo ya que existen recomendaciones que no se ajustan a las necesidades del cliente. Por ejemplo recomendarle detergente a un dueño de botillería, si bien puede que se incentive esa compra no se producirá un

efecto en el hábito de compra pues el producto en promoción no tiene que ver con el rubro del cliente.

- El producto asociado no “engancha”, esto se refleja al no lograr la amplitud del mix. Teniendo en cuenta que más que fomentar la exploración de nuevos productos se desea ampliar el número de categorías de la canasta, el estudio del hábito de compra y la incorporación del Feedback resulta fundamental.
- Consecuencia del punto anterior este actualmente, tal como lo refleja los indicadores, los canjes de recomendaciones son mayoritariamente de productos frecuentes, no consiguiéndose venta incremental sustancial.
- Existen recomendaciones de productos asociados de “peor” marca, en este sentido, el kiosco provoca involuntariamente un efecto down selling.

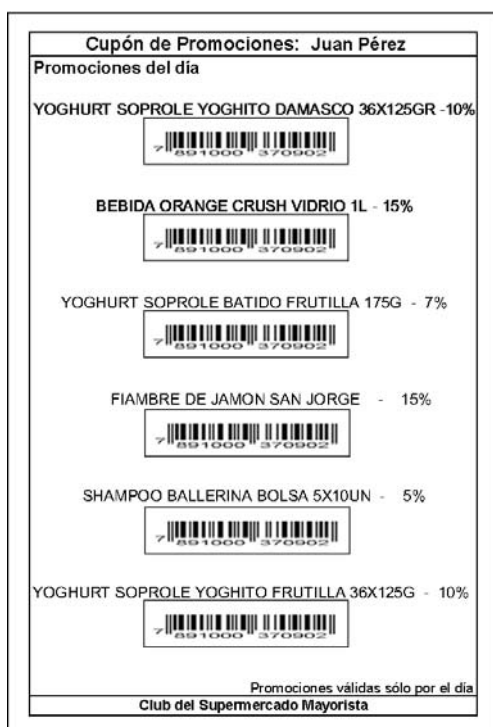


Figura 5: Voucher ejemplo

Lograr hacerse cargo de estas problemáticas es el desafío de la presente memoria, donde se proponen directrices que van desde la subida de “kiosco sku” a “kiosco grupo-marca” en la línea de acción del primer desafío. Por otro lado, se propone

estudiar los distintos perfiles de clientes, la incorporación del feedback (análisis) del historial de canjes/no canjes, el estudio del hábito de compra (repetición de recomendaciones asociadas para lograr amplitud de categorías). Análisis del down selling y finalmente, estudio de recomendaciones frecuentes. En esta última línea se propone aprovechar la oportunidad de esta promoción recomendando productos frecuentes pero de mejor marca (up selling).

La evaluación monetaria de las modificaciones que se incorporan en el nuevo modelo de recomendaciones personalizadas, se realizará comparando la venta incremental en pesos concebida a través del actual modelo de kiosco, versus la venta incremental proporcionada con el nuevo modelo. Es en estas oportunidades de mejora y lograr capturar un mayor excedente del consumidor en que se baza el presente trabajo de investigación que busca ajustar el actual modelo para mayor beneficio económico de retail.

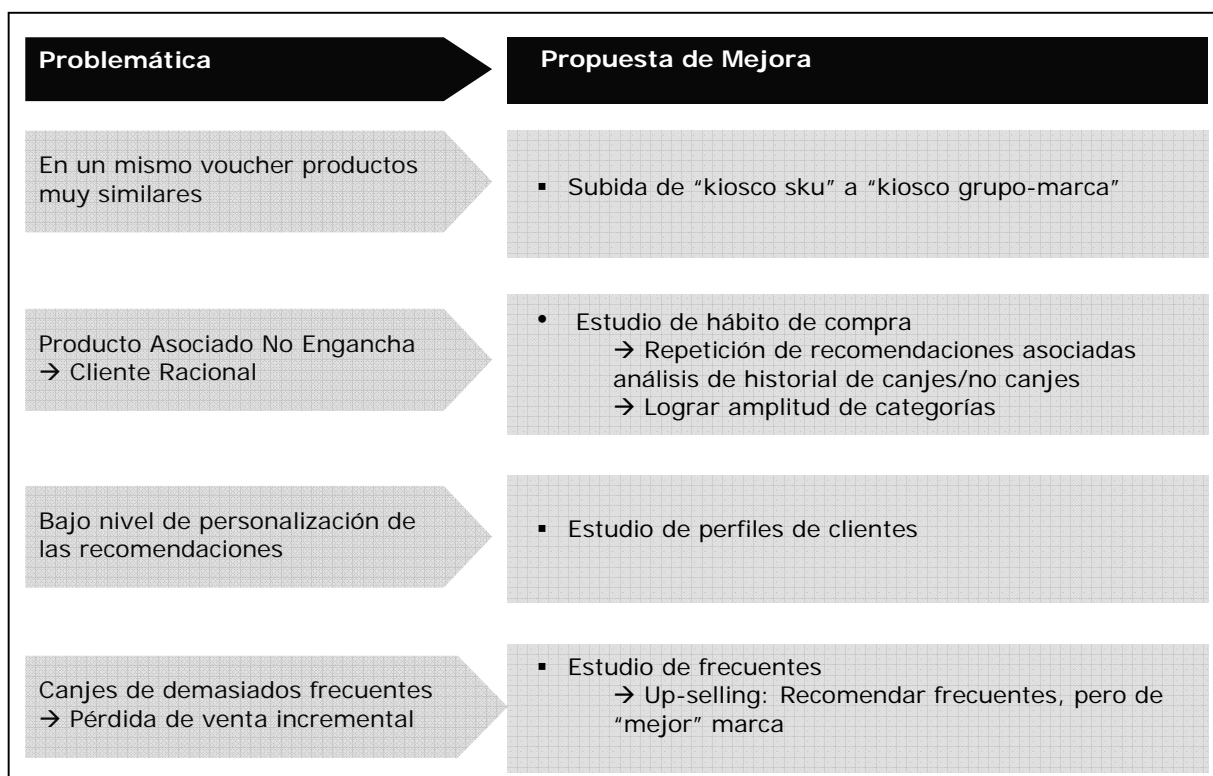


Figura 6: Resumen diagnóstico y propuestas Kiosco

5 SUBIDA DE KIOSCO SKU A KIOSCO GRUPO-MARCA

En directa alineación con los pasos metodológicos propuestos, se detallan las actividades realizadas, comenzando por la propuesta de elevación de recomendaciones desde un nivel de producto a grupo. A continuación se presentan las reglas de negocio y parámetros del algoritmo para el cálculo de la nueva versión del kiosco, a nivel grupo-marca. Para llevar a cabo este cambio en el algoritmo, se define un nuevo campo en el maestro de productos, denominado “gprod_marca”³, el cual es un nivel intermedio en la jerarquía de productos, ubicado entre prod_id y prod_sublinea (ver figura 6, donde entre paréntesis se muestra la cardinalidad del nivel).

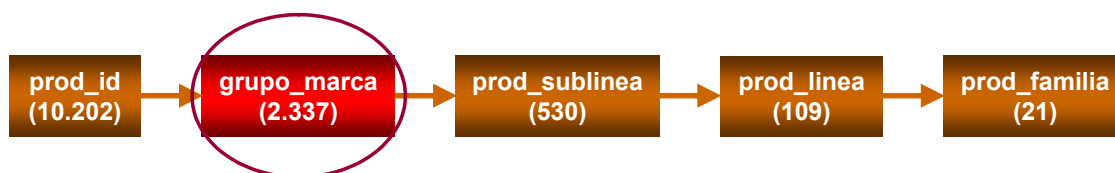


Figura 7: Jerarquías del maestro de productos

Con este nuevo nivel, la nueva canasta queda configurada de acuerdo a la siguiente tabla:

Grupo 1	Marca 1	Grupo 2	Marca 2	Soporte (%)	Ganancia	Transacciones
POSTRE REFRIGERADO	NESTLE	YOGHURT	SOPROLE	0,0431951	4,02289	67.290
PAPEL HIGIENICO	NOBLE	TE	TE CLUB	0,0238353	3,43981	37.131
LECHE LIQUIDA	SOPROLE	CAFÉ	NESCAFE	0,0233044	2,22079	36.304
COLORO	COLORINDA	DETERGENTE	OMO	0,0163671	5,29073	25.497

Tabla 2: Ejemplos de asociaciones en Canasta Grupo-Marca

Para lograr la determinación de los parámetros de corte, tanto para aceptar una regla de asociación en el caso del análisis de canasta, y para determinar los productos frecuentes, se realiza una serie de pruebas para una muestra aleatoria de 500 clientes apóstoles. Se calculan para ellos las tablas que utiliza el algoritmo de kiosco, y se sensibilizan de manera asilada los respectivos parámetros en función de la cantidad de recomendaciones de relleno que se obtendría en cada caso, ver figura 7 y 8.

³ gprod_marca: concatenación del campo gprod_id con prod_cod_marca

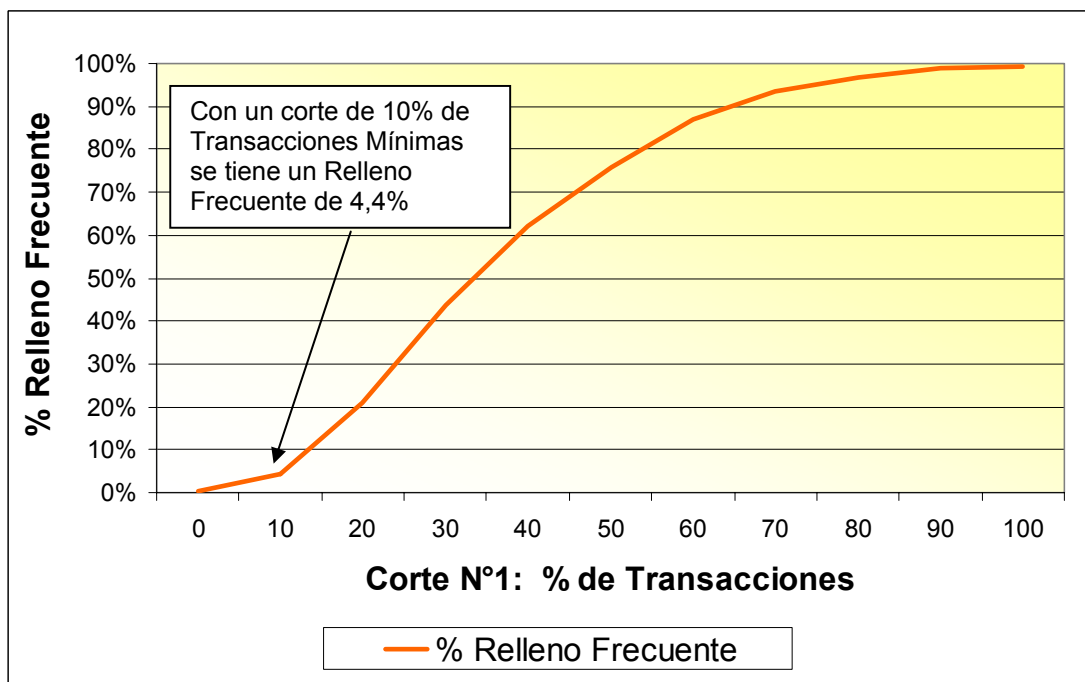


Figura 8: Curva de Relleno Frecuente

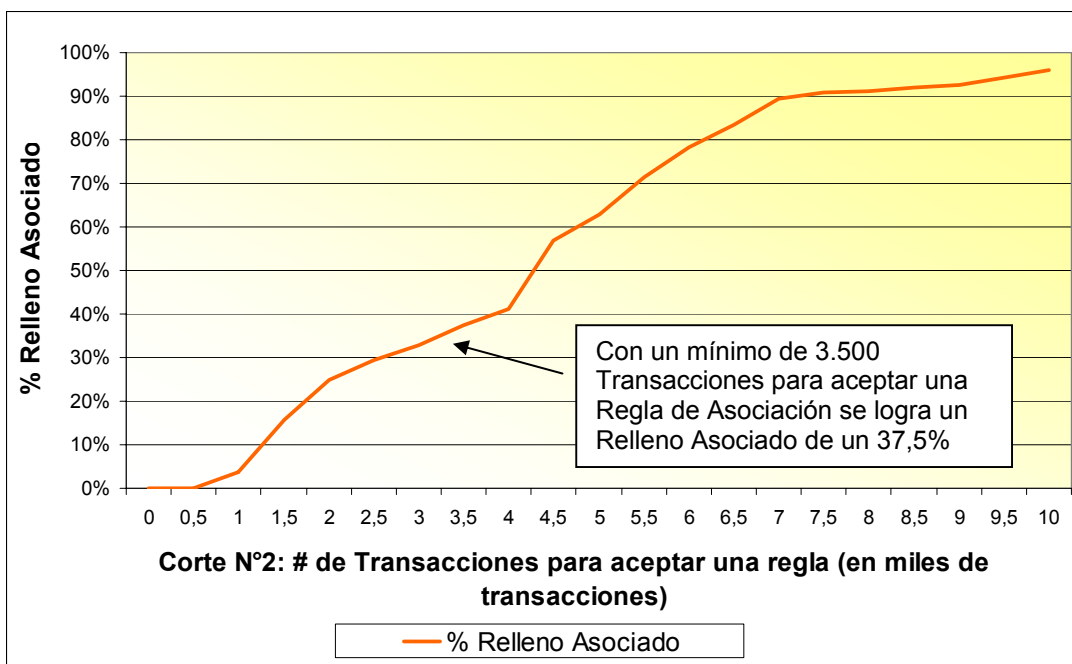


Figura 9: Curva de Relleno Asociado

Luego se procede a combinar los efectos e ambos parámetros de corte generando la grilla presente en la tabla 4.

Corte % de Transacciones	Corte # de Transacciones para aceptar una regla	% Relleno Total
0,0	0,0	0,1%
0,1	1,0	3,9%
0,2	1,0	9,4%
0,3	1,0	17,0%
0,1	2,5	21,0%
0,2	2,5	26,5%
0,3	2,5	34,1%
0,1	3,5	26,5%
0,2	3,5	31,9%
0,3	3,5	39,6%
0,1	5,0	43,3%
0,2	5,0	48,8%
0,3	5,0	56,4%

Tabla 3: Grilla de cortes

De acuerdo a criterio experto⁴, se elige la combinación de cortes de porcentaje de transacciones mínimas igual al 10%, y número de transacciones mínimas para aceptar una regla de asociación igual a 2.500. Éste último parámetro, determinante de la cantidad de reglas de asociación disponibles, genera un total cercano a las 12.000 reglas de asociación para la canasta global.

Finalmente se incluye la nueva parametrización del corte de ganancia de una regla de asociación de la canasta, que se fija en un valor mínimo de 2,0, y que garantiza la aparición de relaciones fuertes.

Además del análisis de los cortes, se efectúan una serie de cambios en las reglas de negocio (para el detalle ver Anexo C: Documento: “Reglas de negocio y parámetros Kiosco 2), dentro de las consideraciones más relevantes se mencionan las siguientes:

⁴ Criterio basado en el análisis de diversas canastas y sujeto a tabulación, según desarrollo en conjunto de la totalidad de filtros del algoritmo kiosco grupo-marca.

- Incorporación de una matriz de descuento por tipo de cliente.

grupo-marca	A	B	C	D	E
grupo-marca 1	12%	12%	10%	10%	7%
grupo-marca 2	10%	8%	8%	5%	5%
...
grupo-marca n	15%	10%	8%	8%	8%

Tabla 4: Matriz de descuento por tipo de apóstol

- Incluir un filtro de llenado de voucher. No repetición de grupos en un mismo voucher por cliente (si se acepta la repetición de marca).
- Se debe marcar en el archivo interno de kiosko, si se trata de una recomendación de “Relleno”. También conservar la marca de recomendación “Frecuente” o “Asociada”. Esto para favorecer la posterior evaluación del funcionamiento del kiosko.
- Todos los parámetros deben tener adaptabilidad para ser ajustados en el futuro.
- Incorporación de un conjunto de chequeos:
 - Número de recomendaciones por cliente (número, tipo).
 - Que los clientes que poseen recomendaciones de kiosko sean apóstoles.
 - Que todos los apóstoles aceptados del período tengan kiosko.
 - Que todos los apóstoles del kiosko posean clasificación.
 - Que no exista un mismo grupo-marca dentro de las recomendaciones de cada cliente.
 - Que las recomendaciones asociadas no pertenezcan a las frecuentes por cliente.

6 ANÁLISIS DE HISTORIAL DE CANJES

El objetivo de este análisis es generar un listado por cada cliente de las recomendaciones aceptadas y rechazadas, y su cuantificación. La idea es descubrir el conocimiento acerca de las impresiones versus los canjes de productos de un voucher, de manera de dar respuesta a preguntas como canjea lo que imprime?, que canjea?, es reiterativo en las negativas?, y así conocer las promociones favoritas del cliente a través de recurrencias, el hábito de compra (canjes versus ventas posteriores) y por consiguiente la amplitud de categorías, el up-selling o lograr evaluar las promociones que puedan gatillar un down-selling.

6.1 Diagnóstico general historial de canjes

Para lograr un entendimiento y un diagnóstico general del historial canjes/no canjes, se determina una muestra aleatoria de 500 clientes apóstoles (A1...A6), que imprimen durante cada uno de los meses del segundo semestre 2007, y que posean caracterización, en base a un modelo de segmentación k-medias (clientes conocidos).

Se observa que para la muestra elegida, las tasas de aceptación de las recomendaciones se comportan de la siguiente manera diferente entre productos asociados y frecuentes, mostrando éstos últimos una notable mayor tasa de aceptación. Por otro lado también se distinguen diferencias entre el cruce de las emisiones con los canjes, con el cruce de las emisiones con las ventas de productos del voucher dentro del local ese día. Éste último fenómeno, puede traducirse en un problema comunicacional que actualmente presenta el sistema kiosco dentro del supermercado mayorista⁵.

Dado que lo que se busca medir es el efecto del kiosco en su justa dimensión, y considerando que la compra de productos del voucher el mismo día de su emisión por

⁵ Se manejan una serie de inferencias al respecto de este comportamiento "irracional", como por ejemplo, el desconocimiento por parte de los clientes que deben pasar el voucher por el POS para hacer válida la promoción. Cualquier hipótesis deberá ser complementada con un trabajo cualitativo que logre capturar insight acerca de los motivos de uso del kiosco, foco que escapa del alcance de este proyecto.

parte de un cliente indica una intención de compra provocada por las promociones vistas, para lo que sigue el historial será analizado con respecto a la curva de ventas de productos del voucher el mismo día de su emisión.

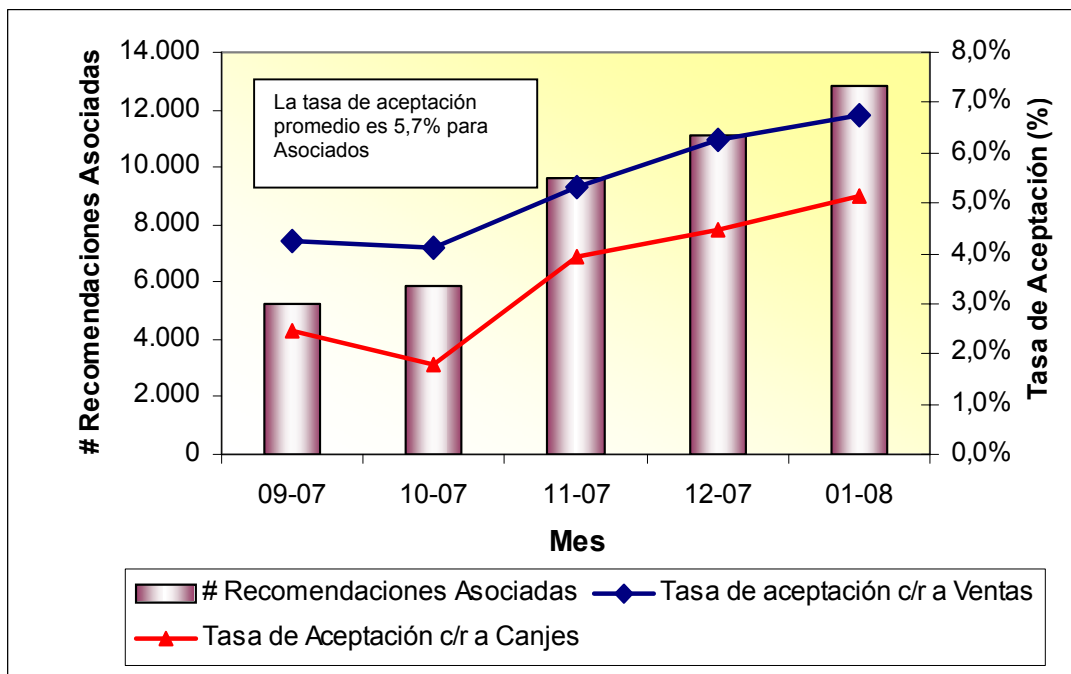


Figura 10: Tasa de aceptación para productos asociados

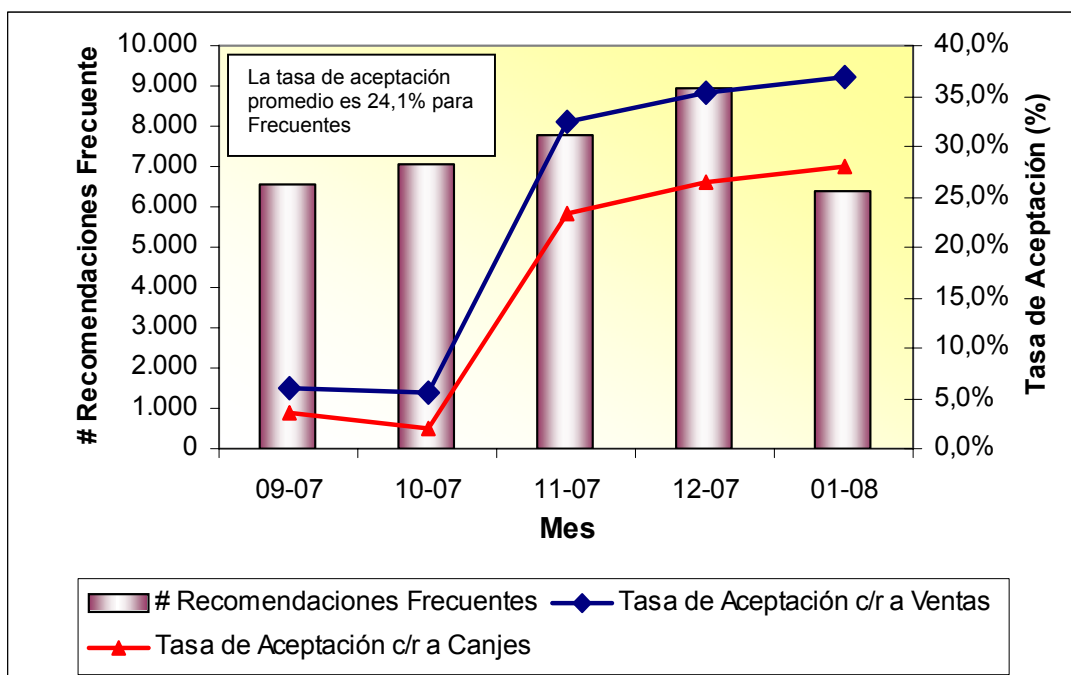


Figura 11: Tasa de aceptación para productos frecuentes

Otro de los diagnósticos efectuados a través del estudio del historial de canjes, indica que en la actualidad el uso del voucher no incide en una posterior continuidad de compra del ítem en promoción. En la tabla 6 se observa, que por ejemplo para las promociones de noviembre del 2007, el mes de promoción la tasa de repetición de los productos comprados se elevó desde 9,9% a 17,7% en los productos asociados pero ese comportamiento no pudo ser sostenido para los meses posteriores donde la compra de esos productos baja paulatinamente.

Mes	Promocionado 09-07		Promocionado 10-07		Promocionado 11-07		Promocionado 12-07		Promocionado 01-08	
	Asociados	Frecuentes	Asociados	Frecuentes	Asociados	Frecuentes	Asociados	Frecuentes	Asociados	Frecuentes
09-08	25,0%	30,9%	17,0%	26,7%	7,0%	40,6%	6,9%	44,2%	6,7%	45,0%
10-08	18,3%	23,6%	22,9%	34,0%	9,9%	39,0%	7,0%	45,1%	5,9%	46,1%
11-08	17,4%	21,8%	18,1%	24,9%	17,7%	42,3%	12,1%	42,0%	7,2%	46,1%
12-08	17,8%	20,1%	16,4%	23,6%	11,5%	36,7%	19,5%	44,9%	10,5%	43,6%
01-09	17,7%	19,7%	15,9%	21,2%	11,4%	33,3%	12,6%	38,5%	20,2%	46,3%

Tabla 5: Tasa de repetición de compra

Finalmente, se descubre que el número de sublíneas compradas por aquellos clientes de la muestra que canjeas productos del voucher (i.e.: 183 buenos usuarios del kiosco), se mantiene en un rango más o menos constante.

Mes	Número de sublíneas por visita
09-07	15,93
10-07	15,85
11-07	15,26
12-07	15,97
01-08	14,80

Tabla 6: Amplitud de sublíneas

Con los anteriores resultados de diagnóstico en consideración, y dadas las diferencias en la tasa de aceptación histórica entre los productos frecuentes y asociados (ver figura 9 versus figura 10), se decide aislar a estos últimos y separar el análisis. La estructura de investigación del historial se detalla a continuación, y busca profundizar los juicios preliminares y agregar otras visiones de manera significativa ampliando la muestra.

6.2 Análisis histórico de recomendaciones asociadas

Se determinan cuatro escenarios para el patrón de comportamiento de los clientes con respecto a los productos asociados o complementarios (los que producen una potencial venta incremental⁶):

Escenario A

Las promociones asociadas que el cliente "vio" (vio en alguno de los vouchers que emitió), y no lo compró en (por ejemplo) un número de veces seguidas no volvérselo a recomendar en un voucher ("caso de rechazos"), la idea es responder la pregunta: ¿Hasta cuántas veces debo repetir una promoción asociada si ésta ha sido rechazada reiteradamente?

En caso de aceptación del asociado, se distinguen 2 escenarios posibles:

Escenario B.1

Si el cliente empieza a comprar el producto asociado recomendado de manera habitual (el "buen caso"), será reconocido por el modelo en la siguiente iteración como un frecuente y será tratado como tal de manera automática.

Escenario B.2

El producto asociado tuvo aceptación, pero no volvieron a salir recomendados ni fue comprado de manera habitual, en este caso debería volver a ser recomendado de manera posterior (punto por estudiar). En este sentido se busca determinar el número de veces que se debe repetir la recomendación de un producto asociado para que pase a ser frecuente, con esto la idea de repetir promociones asociadas fuertes adquiere fuerza en la búsqueda por generar una amplitud de la canasta.

⁶ Venta incremental: venta latente, productos que el consumidor no está llevando en su canasta pero de acuerdo a análisis de reglas de asociación existe la probabilidad de que los lleven.

Escenario C

La recomendación asociada no fue vista, esto es, el cliente no imprimió alguno de los cupones que tiene disponible en el kiosco. Se reconoce el “reciclaje” de estas recomendaciones que no tuvieron la posibilidad de ser testeadas por el cliente, de modo de tomar la decisión de compra. La inclusión de estas recomendaciones asociadas en el siguiente período adquiere sentido, como una manera de reemplazar las recomendaciones de relleno.

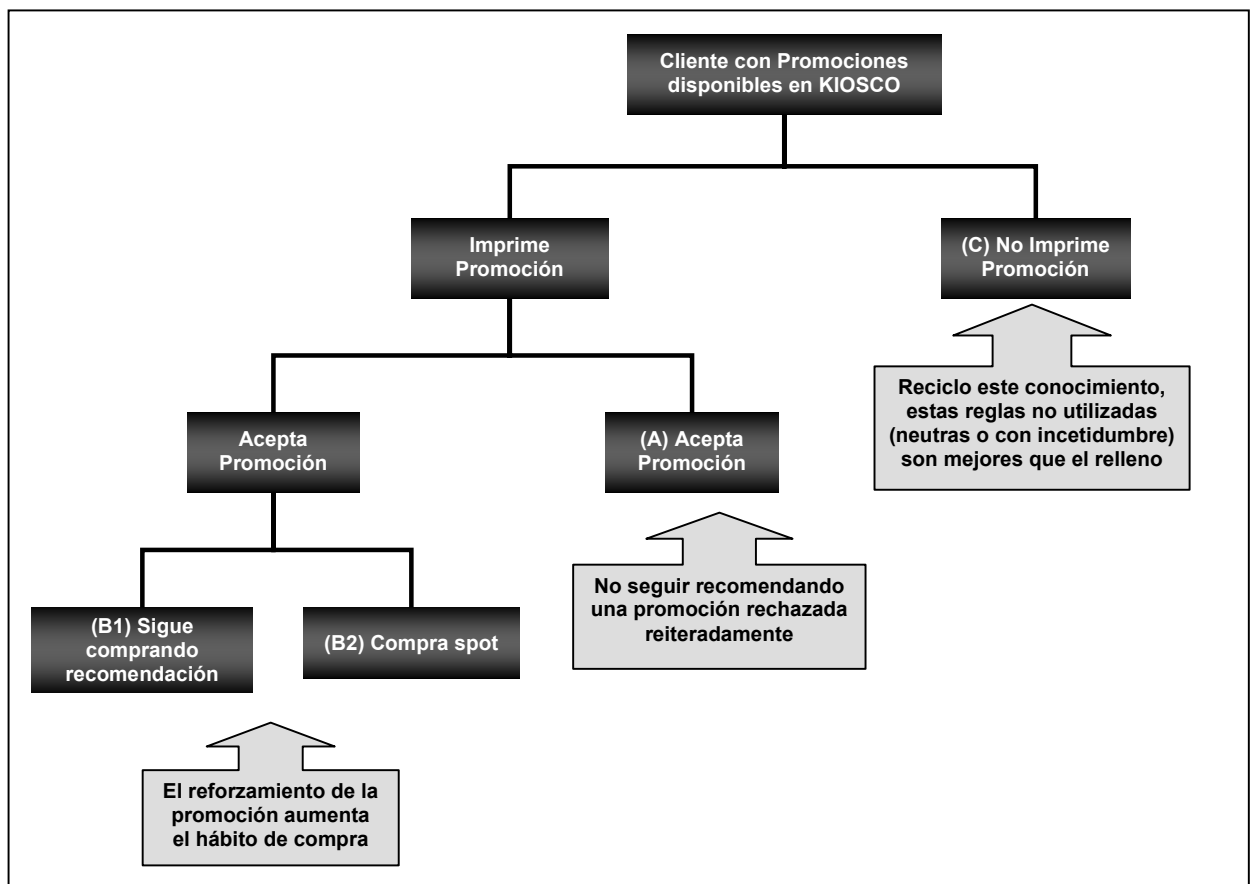


Figura 12: Decisiones de canje

Generar conocimiento acerca de la tasa de aceptación en función del número de veces que el cliente ve una promoción, es un propósito que se encuentra alineado con el negocio del kiosco. Este negocio más que entregar una herramienta de exploración de nuevos productos a sus clientes, busca aportar en la generación de una amplitud del

mix de manera sustentable en el tiempo, en este fundamento se basa la idea de creación un hábito de compra de recomendaciones asociadas a través de un reforzamiento de ellas. Dentro de las teorías que sustentan esta aplicación, se encuentra mass confusion⁷, que concibe a las recomendaciones personalizadas, como una manera efectiva para ayudar al cliente a hacer frente al problema generado por un abrumador número de opciones durante la configuración de su canasta de compra.

Con las consideraciones y escenarios enunciados anteriormente, se definirán reglas de negocio para dichas recomendaciones asociadas. Para el análisis de las recomendaciones asociadas, se ha decidido ampliar la muestra de diagnóstico y efectuar un análisis que arroje un buen grado de significancia al pool de conclusiones que se esperan con respecto al historial. La muestra ideal corresponde a seis mil clientes usuarios del kiosco en el período noviembre 2007 a febrero 2008.

Se proponen 2 períodos de tiempo para el estudio del comportamiento del cliente. El primero, definido como análisis del hábito de corto plazo, busca estudiar el comportamiento en los 30 días posteriores al canje (aceptación) de una promoción asociada del voucher (i.e. se buscará responder la pregunta: ¿el cliente compra el producto asociado 30 días después de aceptar la recomendación). Y el segundo, denominado, hábito de mediano plazo, cuyo período de tiempo de análisis de extiende a los 90 días después de la aceptación de una recomendación.

Para el caso de las recomendaciones aceptadas, el interés se centra en el efecto que se produce al repetir una promoción, es decir, si el reforzamiento de una recomendación aceptada genera una influencia en el hábito de compra del cliente, adoptando el producto asociado en su canasta de compra de manera recurrente. Con el fin de cuantificar este efecto se define la tasa de “recompra de promociones asociadas”, para ello, se analiza el comportamiento de compra de un cliente treinta días después de aceptar una recomendación asociada. Específicamente, se determina la compra de dicha recomendación asociada sin promoción en los treinta días posteriores a su

⁷ “Mass confusion”, Pine J.

aceptación. En la figura siguiente se presenta el comportamiento de esta tasa en función del número de veces que se observa esa promoción en ese período.

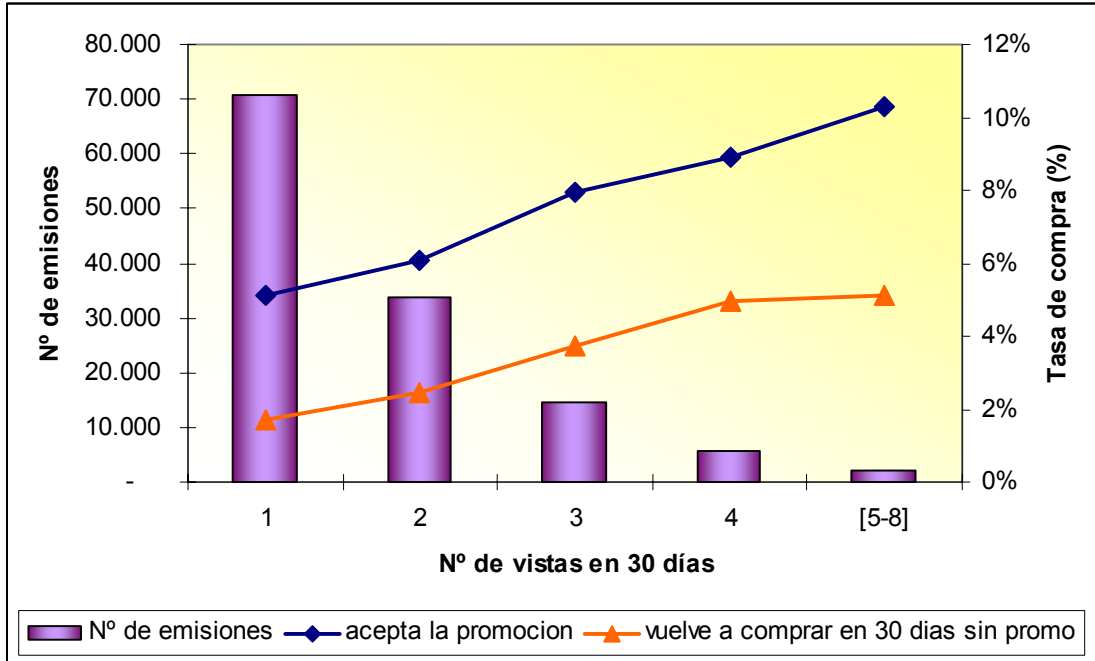


Figura 13: Tasa de recompra de recomendaciones asociadas aceptados vs N° de vistas a 30 días

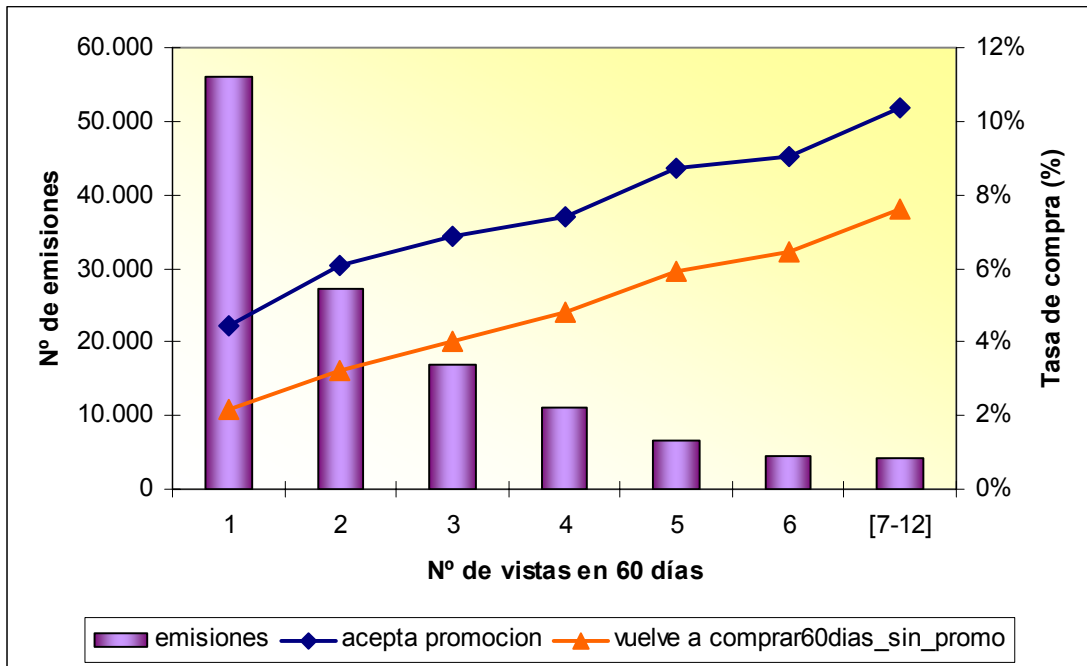


Figura 14: Tasa de recompra de recomendaciones asociadas aceptados vs N° de vistas a 60 días

Se aprecia que existe un efecto positivo del reforzamiento de recomendaciones aceptadas, es decir, a mayor número de vistas de una recomendación aceptada, se logra que ésta sea comprada sin promoción. Se concluye que el reforzamiento de recomendaciones asociadas aporta en la generación de un hábito de compra de dichos productos.

En tanto, para el escenario de las promociones rechazadas, el afán se enfoca en determinar hasta cuando debo repetir una promoción para que ella sea aceptada. En este caso se determina la siguiente probabilidad condicional:

$$P(\text{acepte}_{\text{ promoción }}_{\text{ X}^{\text{a}} \text{ vez}} / \text{vio}_{\text{ promoción }}_{\text{ X veces}})$$

Esta probabilidad da cuenta del valor de repetir una recomendación que ya fue rechazada, en este sentido, se determina esta valoración para cada número de vistas.

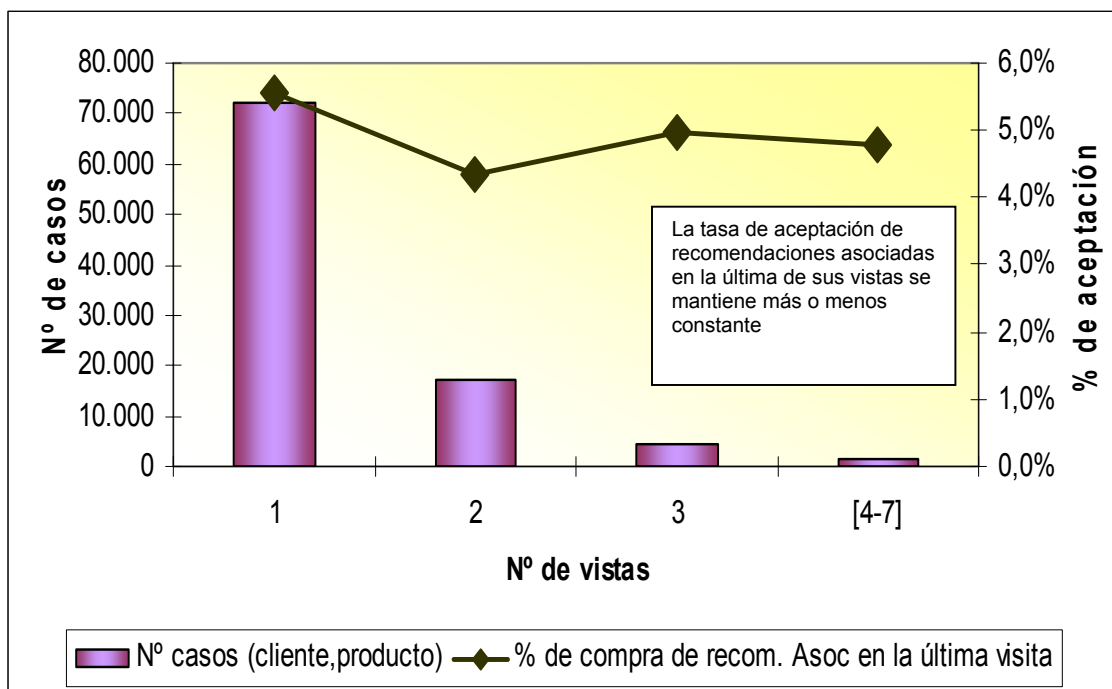


Figura 15: Tasa de aceptación para productos asociados vs Nº de vistas

En la gráfica anterior se aprecia que la tasa de aceptación (o de compra) de una recomendación en la última de sus vistas se mantiene en un valor cercano al 5% para todos los números de vistas. Esta aseveración, significa que en la práctica el hecho de repetir una recomendación asociada que ya fue rechazada en el pasado no aumenta su probabilidad de compra; y por el contrario, mantener la misma probabilidad que una promoción que es vista por primera vez adquiere una connotación negativa, pues en este caso se está haciendo un reforzamiento de una promoción ya observada. Con esto, se concluye que no adquiere valor utilizar el espacio del voucher una recomendación que ya fue rechazada en su aparición previa. Dicho espacio, y siguiendo las directrices mencionadas en el punto anterior, adquiere mayor valor con su utilización en una recomendación asociada previamente aceptada con el fin de generar un hábito de compra de ese producto. La regla propuesta es entonces, repetir en la siguiente iteración del algoritmo aquellas recomendaciones asociadas que fueron aceptadas en el período anterior.

7 ANÁLISIS DE PERFILES DE CLIENTES

Para este análisis se consideran, siete tipos distintos de clientes, segmentados en base a un método K-medias⁸. Dicho método, considera variables de tipo transaccional como la presencia y el monto de ventas para 13.509 clientes, con esto se determinan los siguientes perfiles:

- Segmento 1: Lácteos, repostería y cecinas (“Refrigerados”).
- Segmento 2: Arroz, fideos, alimentos de primera necesidad, abarrotes, detergentes (“Almacén”).
- Segmento 3: “Botillería”.
- Segmento 4: Confites, bebidas no alcohólicas (“Confitería”).
- Segmento 5: Confites, “Almacén pequeño”.
- Segmento 6: “Pastelería o Panadería”.
- Segmento 7: “Negocio grande”, gran variedad con énfasis detergente, higiene, compras suntuarias, de urgencia, abarrotes, limpieza.

Los centros de cada uno de los siete conglomerado en las 57 variables de segmentación (presencia en categorías de productos), se adjuntan en el Anexo D: “Centros de variables de segmentación K-medias para apóstoles”; por su parte y en el Anexo E, se presenta el test ANOVA que valida la heterogeneidad encontradas entre segmentos.

⁸ Segmentación efectuada en Octubre del 2007 y legitimada mediante un análisis de presencia para el presente trabajo.

	Nombre del Segmento	Cantidad de Clientes	Porcentaje del Total
Segmento 1	Refrigerados	2.700	20%
Segmento 2	Almacén	2.717	20%
Segmento 3	Botillería	1.783	13%
Segmento 4	Confitería	2.746	20%
Segmento 5	Almacén pequeño	1.777	13%
Segmento 6	Panadería / Pastelería	784	6%
Segmento 7	Negocio grande / Limpieza	1.002	7%

Tabla 7: Segmentos K-medias

Para cada uno de estos perfiles se procede a determinar tanto sus productos frecuentes como asociados (que son los que determina la base del sistema de recomendación), con el objetivo de determinar la similitud existente entre los posibles kioscos diferenciados para cada grupo.

Al examinar los 50 productos frecuentes, y las similitudes entre ellos, se determina la siguiente matriz de similitudes de productos frecuentes.

	Frecuencia Segmento 1	Frecuencia Segmento 2	Frecuencia Segmento 3	Frecuencia Segmento 4	Frecuencia Segmento 5	Frecuencia Segmento 6	Frecuencia Segmento 7	Frecuencia Global Todos los Segmentos
Frecuencia Segmento 1		72%	38%	56%	70%	58%	60%	76%
Frecuencia Segmento 2	72%		36%	52%	68%	56%	72%	76%
Frecuencia Segmento 3	38%	36%		60%	42%	40%	24%	44%
Frecuencia Segmento 4	56%	52%	60%		68%	54%	44%	64%
Frecuencia Segmento 5	70%	68%	42%	68%		56%	60%	76%
Frecuencia Segmento 6	58%	56%	40%	54%	56%		46%	60%
Frecuencia Segmento 7	60%	72%	24%	44%	60%	46%		64%
Frecuencia Global Todos los Segmentos	76%	76%	44%	64%	76%	60%	64%	

Tabla 8: Matriz de similitud de productos frecuentes

Se aprecia la existencia de diferencias entre los productos frecuentes entre segmentos, lo cual incide en la búsqueda de reglas que repercutan en recomendaciones asociadas diferentes por perfiles.

Para la búsqueda y comparación de productos asociados, se calculan canastas de compra diferentes por grupo, de modo de tener diferentes tablas de relaciones entre productos de las cuales extraer productos asociados.

Siguiendo el mismo procedimiento de la canasta global, se calculan 7 canastas distintas a nivel grupo-marca, de acuerdo a la información transaccional aislada de cada uno de los segmentos para el último trimestre del año 2007.

El parámetro de soporte de cada canasta se calcula de manera que sea proporcional a las 2.500 transacciones mínimas para aceptar una regla en el caso de la canasta global. Un primer acercamiento señala que para las primeras 50 relaciones de asociación grupo-marca se tiene las siguientes repeticiones entre canastas.

	Reglas Segmento 1	Reglas Segmento 2	Reglas Segmento 3	Reglas Segmento 4	Reglas Segmento 5	Reglas Segmento 6	Reglas Segmento 7	Reglas Global Todos los Segmentos
Reglas Segmento 1		60%	31%	42%	52%	52%	47%	61%
Reglas Segmento 2	60%		22%	20%	50%	68%	71%	40%
Reglas Segmento 3	31%	22%		52%	46%	20%	14%	40%
Reglas Segmento 4	42%	20%	52%		60%	22%	16%	58%
Reglas Segmento 5	52%	50%	46%	60%		50%	33%	56%
Reglas Segmento 6	52%	68%	20%	22%	50%		59%	32%
Reglas Segmento 7	47%	71%	14%	16%	33%	59%		30%
Reglas Global Todos los Segmentos	61%	40%	40%	58%	56%	32%	30%	

Tabla 9: Matriz de similitud de reglas de asociaciones

Esta matriz indica una marcada la diferenciación entre las interrelaciones de algunos segmentos y la global, por ejemplo el segmento 6 se encuentra en un 32% representado por las recomendaciones asociadas que arroja el proceso general.

Con el fin de lograr una visualización acerca de las diferencias entre las asociaciones a nivel grupo-marca para cada grupo de clientes, se efectúa una

representación espacial de las relaciones a través del método de escalamiento multidimensional. Este método es aplicado sobre las siete canastas por segmento, y también una global (en total 8 mds), utilizando como medida de disimilitud la diferencia de ganancia (o “lift”, pues compara la probabilidad de encontrar un item B en una canasta sabiendo que contiene un item A, con la probabilidad de encontrar B en cualquier canasta). El objetivo de este análisis es sustentar visualmente la existencia de perfiles, mostrando grupos que presenten una mayor probabilidad de generar reglas de asociación a través del análisis de canastas por segmentos. Para facilidad de esta visualización e interpretabilidad de los resultados, se utilizan dos dimensiones, las que escalan la información de entrada con buen nivel de ajuste. Para el caso de la canasta global, se obtiene un nivel de stress de 0,32587 y rsq igual a 0,56617⁹, los resultados obtenidos se presentan en la figura 11.



Figura 16: Escalamiento multidimensional canasta global

⁹ El stress representa la proporción de la varianza que no es explicada por el modelo. Rsq, en tanto, es la correlación múltiple cuadrática, indicador de bondad de ajuste que indica la proporción de varianza común de las disparidades.

Se aprecia la existencia de cuatro agrupaciones de categorías, que se pueden denominar como Abarrotes, Confites, Refrigerados y Lácteos. A continuación se procede con el mds para las canastas por segmentos, donde aparecen otros conglomerados no identificados a nivel global. En la figura 12 se presenta el caso del segmento 3, denominado “panadería/pastelería”, la representación logra capturar la existencia de dos conjuntos de relaciones no determinada en la visualización global, repostería (grupos crema pastelera, grasa, mejorador de repostería) y abarros de amasandería (harina, levadura, manteca, sal, azúcar, margarina, etc), estas agrupaciones son precisamente las que determina el perfil del segmento 3. Para el resto de los segmentos se aprecia un comportamiento similar, es decir, en cada representación destaca un conjunto de grupos que no es posible identificar en el caso de la canasta global. Estos resultados pueden ser vistos en el Anexo E, “Escalamiento multidimensional de canastas por perfiles”.

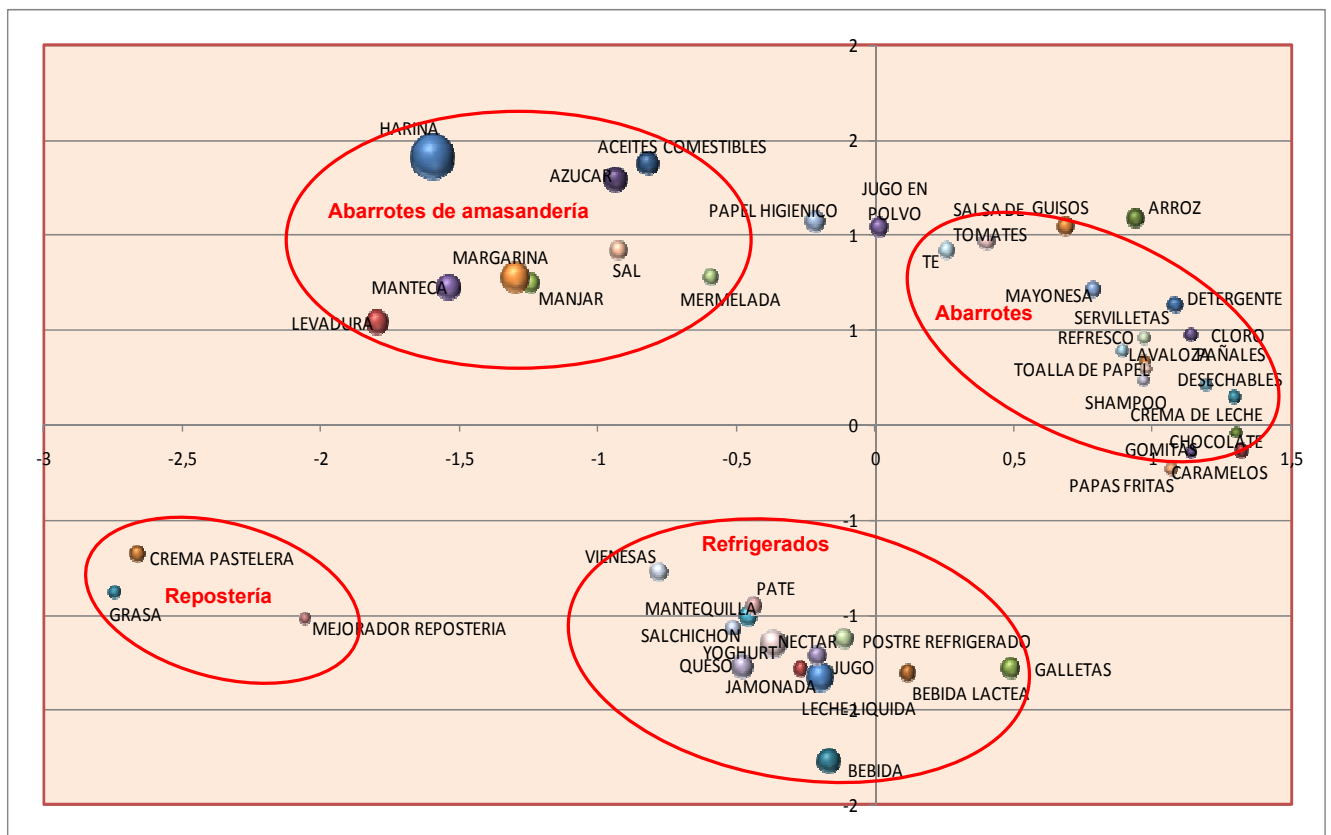


Figura 17: Escalamiento multidimensional segmento 6 – Panadería / Pastelería

Con la consistencia encontrada entre la segmentación k-medias, la identificación de los clientes de acuerdo a sus preferencias transaccionales, y el posterior rescate de asociaciones por perfiles, se proporciona un mayor ajuste a las preferencias particulares de cada cliente.

Para lograr más ajuste a las preferencias de los clientes, es posible generar un mayor número de perfiles, para ello se propone subdividir los segmentos definidos. Esta sub-segmentación se realiza de acuerdo al valor del cliente¹⁰, dividiendo cada perfil en 2 grupos, los clientes pequeños del perfil y los clientes grandes o de mayor valor¹¹. Se homologa el análisis anterior, es decir se comparan los productos frecuentes y asociados para cada subgrupo con el fin de determinar la similitud interperfil. A continuación se presenta dicho análisis efectuado para el perfil 1 (“Refrigerados”) y 2 (“Almacén”) respectivamente.

	Frecuencia Segmento 1 Grande	Frecuencia Segmento 1 Pequeño	Frecuencia Segmento 1 Global
Frecuencia Segmento 1 Grande		84%	84%
Frecuencia Segmento 1 Pequeño	84%		100%
Frecuencia Segmento 1 Global	84%	100%	

Tabla 10: Matriz de similitud de frecuencias inter segmento 1 - Refrigerados

	Frecuencia Segmento 2 Grande	Frecuencia Segmento 2 Pequeño	Frecuencia Segmento 2 Global
Frecuencia Segmento 2 Grande		84%	90%
Frecuencia Segmento 2 Pequeño	84%		92%
Frecuencia Segmento 2 Global	90%	92%	

Tabla 11: Matriz de similitud de frecuencias inter segmento 2 - Almacén

¹⁰ Extraído en base de la encuesta del shopper.

¹¹ En la segmentación de apóstoles: clientes pequeños: D y E, clientes grandes: A, B y C.

Las tablas 10 y 11, muestran las similitudes entre las frecuencias de los 50 primeros productos (ordenados descendientemente) de cada subdivisión de los segmentos 1 y 2 respectivamente. Se observa que las diferencias entre los grupos alcanzan sólo un 16% para ambos casos. Con lo anterior en consideración, y recordando que para lograr un producto asociado debo tener un producto frecuente al cual extraerle reglas de asociación, se procede a calcular la similitud de dichas reglas.

	Reglas Segmento 1 Grande	Reglas Segmento 1 Pequeño	Reglas Segmento 1 Global
Reglas Segmento 1 Grande		42%	72%
Reglas Segmento 1 Pequeño	42%		60%
Reglas Segmento 1 Global	72%	60%	

Tabla 12: Matriz de similitud de reglas de asociación inter segmento 1 - Refrigerados

	Reglas Segmento 2 Grande	Reglas Segmento 2 Pequeño	Reglas Segmento 2 Global
Reglas Segmento 2 Grande		70%	78%
Reglas Segmento 2 Pequeño	70%		86%
Reglas Segmento 2 Global	78%	86%	

Tabla 13: Matriz de similitud de reglas de asociación inter segmento 2 - Almacén

Para el caso del segmento 1 (tabla 12), se aprecia que las diferencias de reglas de asociación alcanzan un 58%, mientras que para el segmento 2, estas diferencias se reducen a un 30%. De este análisis es posible deducir que la subdivisión de los perfiles, si bien logra realzar distinciones, éstas serían menores al caso de la segmentación general. Con esto, se considera incorporar los siete perfiles iniciales, y generar algoritmos independientes de reglas de asociación para cada uno de ellos.

8 UP SELLING DE RECOMENDACIONES FRECUENTES

Con el propósito de aprovechar la oportunidad dada por el conocimiento de los productos favoritos del cliente, y maximizar la efectividad (rentabilidad) de las promociones, se analiza el up-selling de recomendaciones frecuentes.

El patrón de comportamiento observado para la muestra de clientes con respecto a los productos frecuentes (o de "enganche", pues son productos que el cliente ya compra), indican que tienen efectivamente mayor tasa de aceptación que los productos asociados. El punto interesante a tratar con respecto a este tipo de recomendaciones, tal como se enunció, sigue la directriz acerca de analizar la factibilidad de recomendar productos frecuentes pero de "mejor marca", esto llevado a un análisis de precio por cantidad.

El procedimiento de análisis comienza con la transformación a la unidad mínima los precios de 3 grupos de destino (yogurt, leche líquida y confort), esto es, para el caso del yogurt, se calcula el precio por gramo para cada una de las marcas de la categoría. En la figura 11, se presenta el gráficos whisker del grupo yogurt, con el fin de visualizar precio por marca, y ver posibilidad de hacer up-selling.

Los gráficos whisker's ("box plot" en spss), utilizan cinco estadísticos de la distribución de frecuencias (el mínimo, el primer cuartil, el segundo cuartil o mediana, el tercer cuartil y el máximo), y permite explorar las características generales de varias muestras distintas de una misma variable.

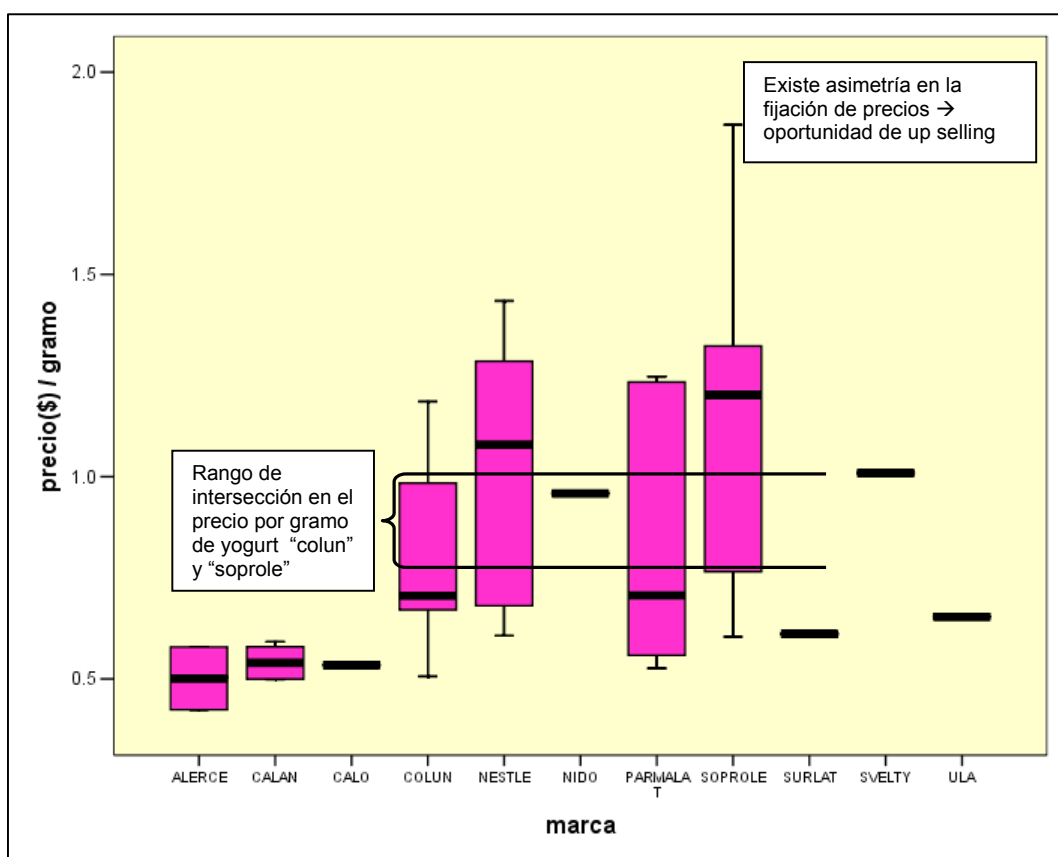


Figura 18: Whisker de distribución del grupo yogurt por marca

En este caso, se distingue la fijación de precios por marca, observándose que ésta presenta una distribución asimétrica, indicativo de un potencial ranking de marcas dentro del grupo yogurt. Para apoyar esta afirmación, y dada la existencia de rangos de precios en que existe intersección entre marcas, se complementa el estudio con la visualización de la distribución de precios demandados para ver en que nivel (tier) de precio se concentra la demanda. La idea es asegurar que al generar un ranking, en dichas intersecciones la probabilidad de generar un down selling es mínima.

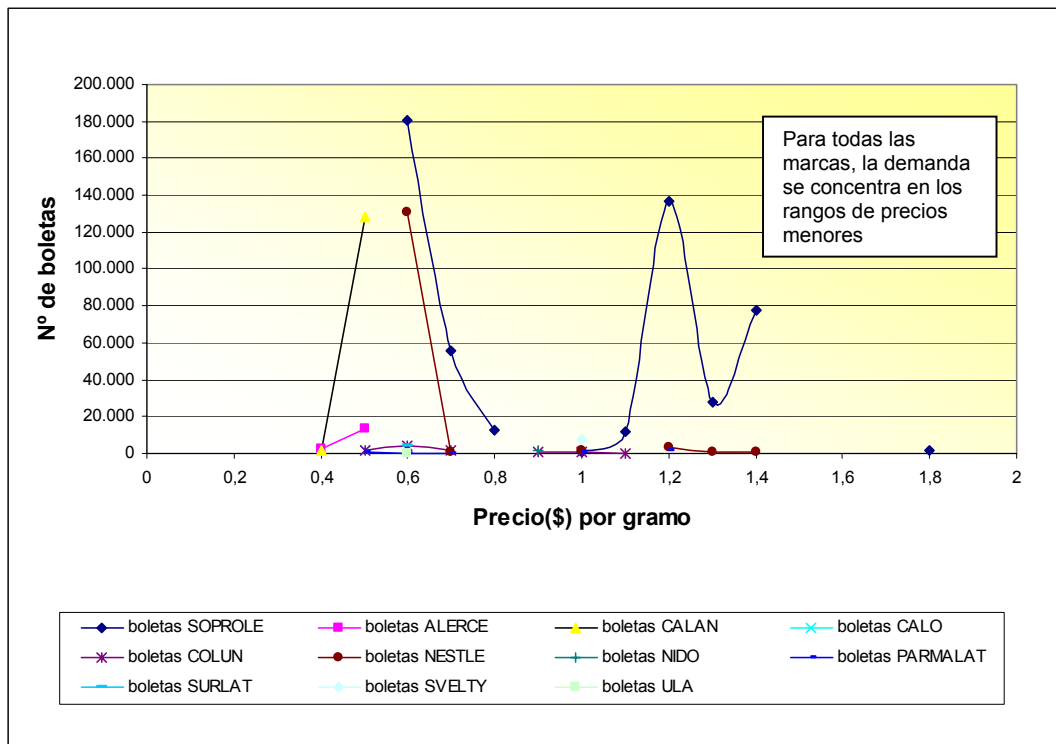


Figura 19: Precios demandados por marca

Dada la probabilidad no nula de producir un down selling a través del método anterior, por la existencia de los rangos de intersección de precios fijados, se propone efectuar el up selling de recomendaciones frecuentes a nivel de sku, generando un modelo mixto que contemple recomendaciones asociadas a nivel de grupo-marca, y recomendaciones frecuentes con up selling a nivel de producto. Para el up selling de productos frecuentes se propone generar un ranking de precios de productos del mismo grupo, recomendando el producto con mayor presencia de los que están más arriba en la escala de precios.

9 MÉTODOS DE EVALUACIÓN

9.1 Estudio de Perfiles de Clientes

Como medio indicativo de la efectividad de la existencia de perfiles de clientes, se propone analizar el aumento en la tasa de aceptación de recomendaciones asociadas y de recomendaciones de relleno.

Para lograr mejorar la probabilidad de aceptación de las recomendaciones asociadas, la aplicación de perfiles ayuda a orientar las recomendaciones a personas que comprarían el producto asociado con el incentivo del descuento, pero no sin él. Es decir, se logra ajustar esta relación cliente-producto. En la figura 19 se aprecia la evolución en dicha tasa de aceptación para la muestra de seis mil clientes usuarios del kiosco.

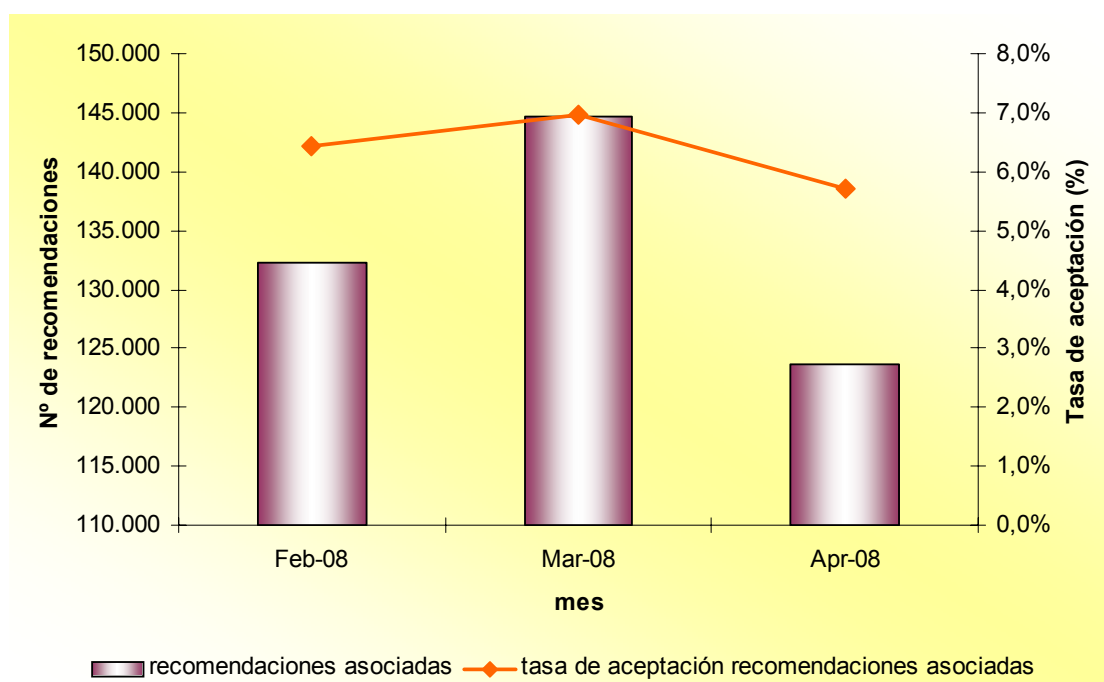


Figura 20: Tasa de aceptación de recomendaciones asociadas

Por otro lado, se debe tener en consideración que la existencia de las recomendaciones de relleno, se sustenta en el déficit tanto de productos frecuentes como de reglas de asociación suficientes para lograr completar el número de promociones necesarias en la iteración mensual del modelo. Teniendo en cuenta esta base conceptual, se define como un indicador de evaluación para la existencia de perfiles, la reducción del “relleno incorrecto”, o recomendaciones de relleno que no tengan que ver con el perfil del cliente. En la gráfica que sigue se aprecia la evolución de la tasa de aceptación de las recomendaciones de relleno para la muestra de clientes usuarios.

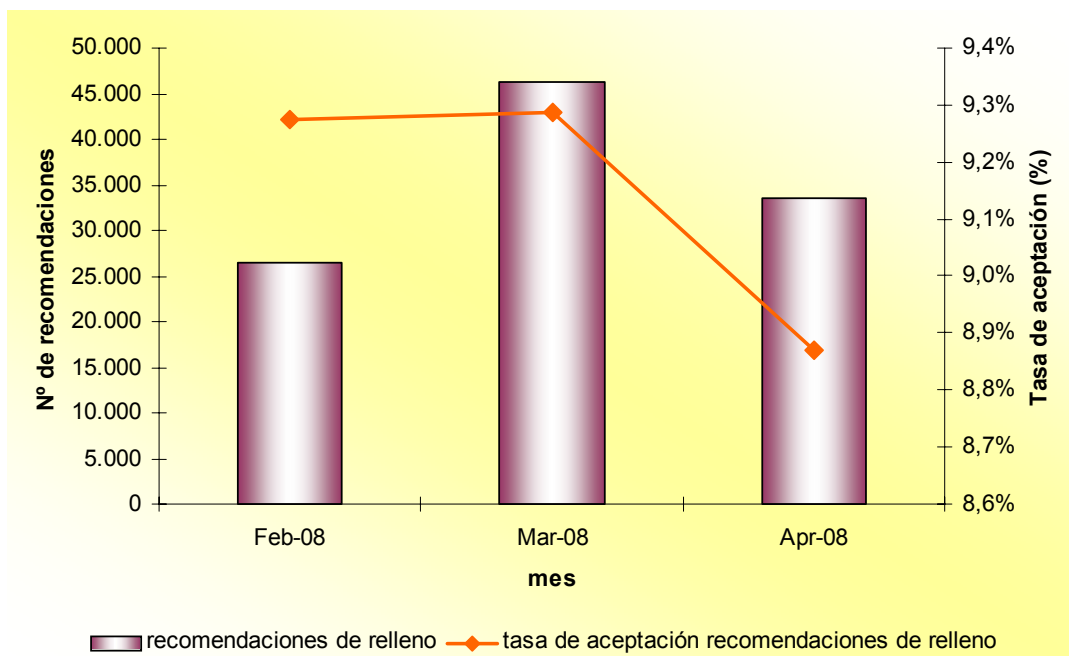


Figura 21: Tasa de aceptación de recomendaciones de relleno

En el camino por lograr cuantificar el “relleno incorrecto”, se determina las recomendaciones de este tipo, por cada uno de los siete perfiles y es comparado con sus respectivas canastas de compra típicas (es decir sus productos frecuentes).

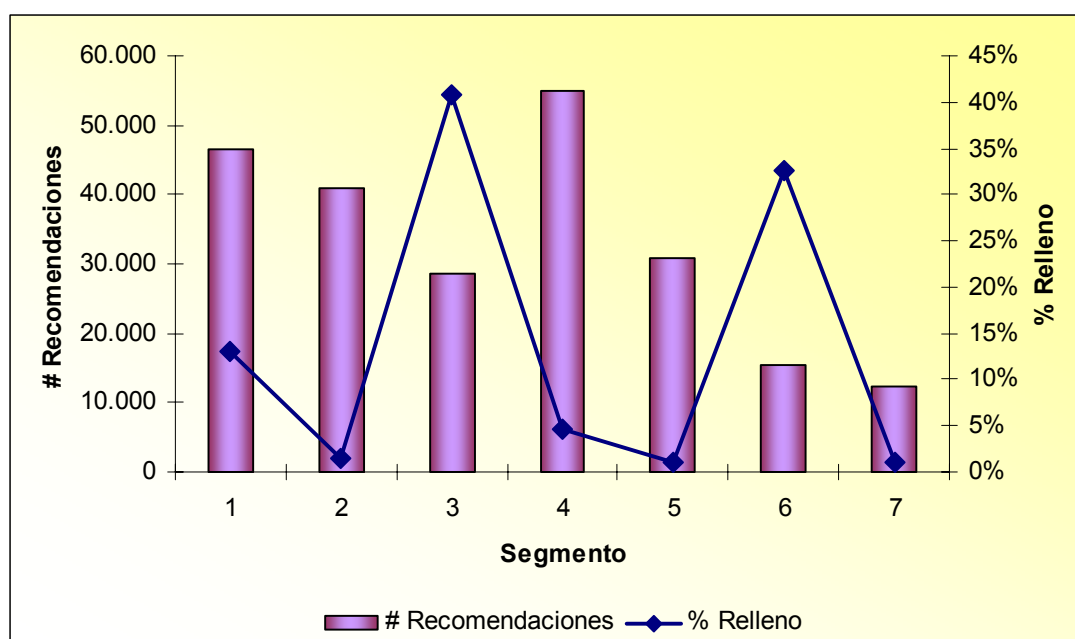


Figura 22: Recomendaciones de relleno por segmento

	Segmento 1 - Refrigerados	Segmento 2 - Almacén	Segmento 3 - Botillería	Segmento 4 - Confitería	Segmento 5 - Almacén pequeño	Segmento 6 - Panadería / Pastelería	Segmento 7 - Grande / Limpieza	Promedio
Productos de relleno en intervalo de presencia [1,50]	83%	88%	56%	73%	89%	70%	70%	76%
Productos de relleno con presencia > 50	17%	12%	44%	27%	11%	30%	30%	24%

Tabla 14: Productos de relleno de acuerdo a presencia por segmento

En la figura 22, se aprecia que el % de recomendaciones de relleno varía de acuerdo a cada perfil, siendo el Segmento 3 - Botillería el que presenta el mayor porcentaje de éstas en sus recomendaciones, alcanzando cerca de un 45%, le sigue el Segmento 6 – Panadería/Pastelería con un 35% (en el total, se tiene cerca de un 12% de recomendaciones de relleno). Este fenómeno se condice con la especificidad de estos segmentos, los que al presentar un alto grado de acotamiento en la variedad logra generar un menor número de reglas de asociación, lo que repercute en un elevado nivel

de reglas de relleno. En este sentido, la inclusión de perfiles logra aislar a los clientes que originan el relleno, originando reglas particulares para ellos.

Posteriormente, y tal como se enunció, se procede a evaluar dicho relleno, considerando como “incorrecto”, aquellos productos que estén fuera de los 50 primeros sku’s ordenados por presencia descendentemente. En la tabla 14 se aprecia que en el total, casi un cuarto (24%) de las promociones relleno no tiene que ver con los cincuenta productos más frecuentes de cada perfil, este hecho es indicativo de que al efectuar perfiles estas recomendaciones se ajustarían a las más populares de cada segmento respectivo, logrando capturar y aprovechando el conocimiento acerca de los intereses particulares de cada grupo.

9.2 Up-selling de recomendaciones frecuentes

Como medio de cuantificación acerca del up-selling efectuado sobre el conocimiento de los productos frecuentes de un cliente, se formula medir la venta incremental de estos sku’s. En la figura 21 se aprecia la evolución de dichas ventas, pero esta evolución implica conocer la causa de los movimientos en las ventas. Es así, como resulta de interés si las variaciones en ventas, se deben a diferencias en unidades vendidas o en el precio promedio de venta (ver figura 22). En este caso, es de particular interés lograr un aumento en el precio promedio de venta.

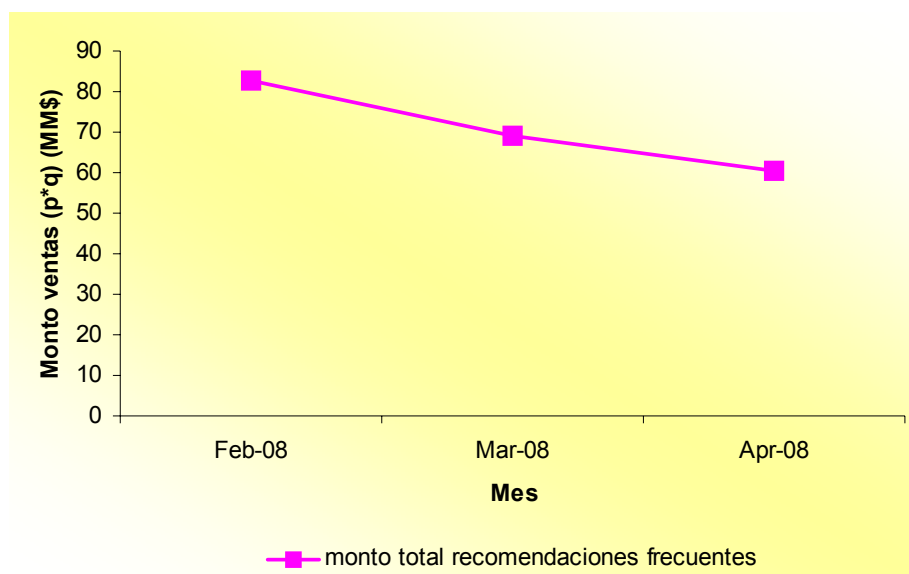


Figura 23: Monto de ventas recomendaciones frecuentes

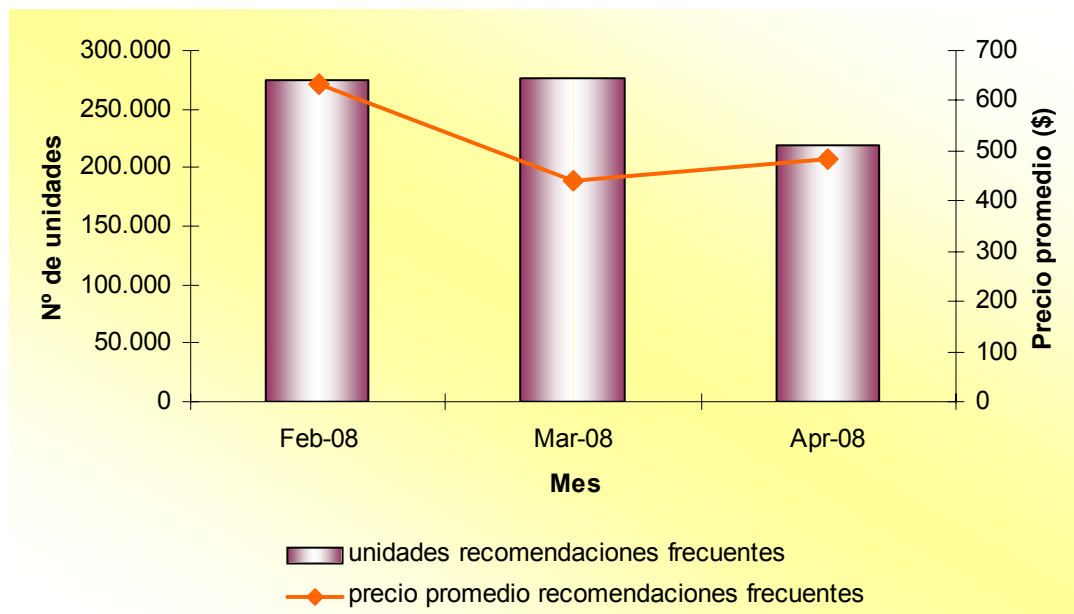


Figura 24: Unidades v/s precio promedio recomendaciones frecuentes

9.3 Subida de kiosco sku a kiosco grupo-marca

Como medida indicativa de la efectividad de la subida de kiosco sku a grupo-marca se propone la mejora en la venta incremental de productos asociados.

Se debe tener en consideración que existen una multiplicidad de razones para dar descuentos en precio (como generar un buen sentimiento en los clientes o fidelidad, proteger la participación de mercado, responder a la actividad de algún competidor, la creencia de que esta "inversión" va a aumentar los clientes a largo plazo, etc.), sin embargo, la principal finalidad del incentivo del descuento a través del kiosco es la generación de un incremento de las ventas. Es en este punto, que la medición de los incrementos en ventas asociadas resulta un indicador de particular interés.

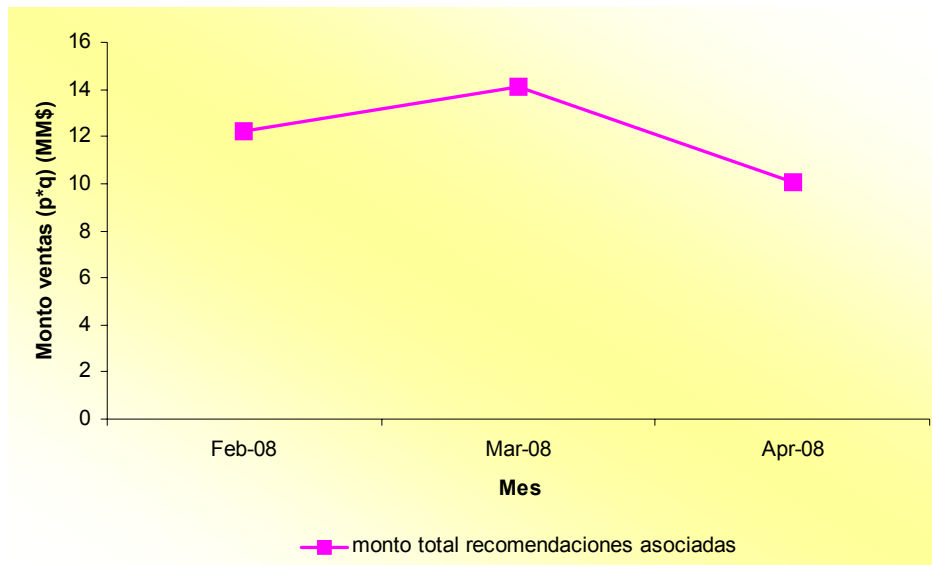


Figura 25: Monto de ventas recomendaciones asociadas

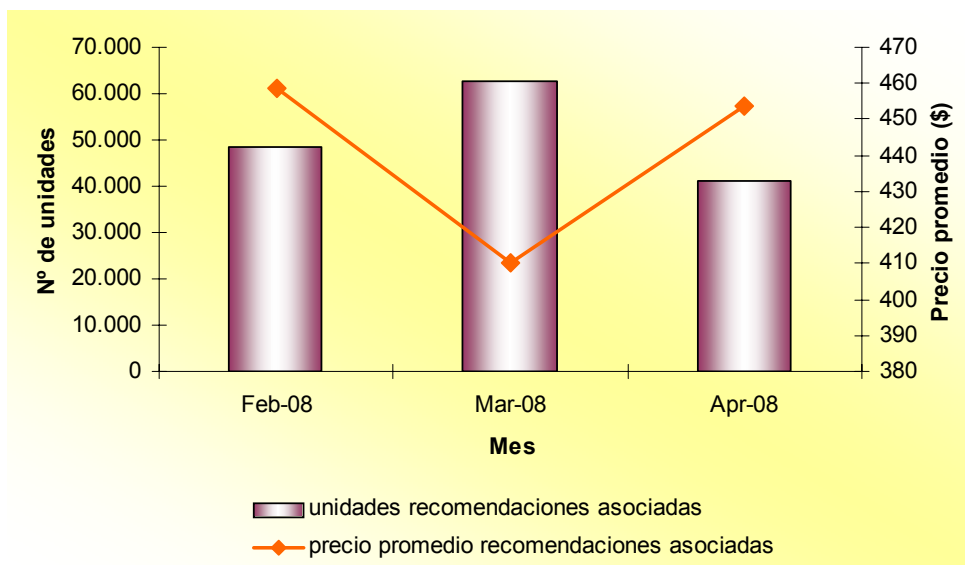


Figura 26: Unidades v/s precio promedio recomendaciones asociadas

En la figura 23 se muestra la evolución del monto de ventas para una muestra de seis mil clientes usuarios del kiosco, sin embargo esta evolución en sí misma carece de valor, pues interesa descubrir las razones de este movimiento en las ventas. La figura 24 demuestra que la baja en ventas de marzo a abril en recomendaciones asociadas,

se debe a una disminución en las unidades vendidas, a pesar del aumento en el precio promedio de ellas. Precisamente, lograr aumentar la cardinalidad de ventas es el desafío de la propuesta de mejora que se medirá a través de este indicador.

9.4 Repetición de recomendaciones asociadas, análisis de canjes/no canjes

En relación a la inclusión del feedback generado a partir del análisis del historial del comportamiento de los clientes con respecto a las promociones asociadas, se formula la medición a través de la tasa de aceptación de recomendaciones con repetición versus nuevas recomendaciones.

En las tablas que siguen se presentan los resultados del análisis de la repetición de recomendaciones asociadas en meses sucesivos.

emitidos mes febrero/08	91.035	
aceptados mes febrero/08	7.247	8%
se compra el mes siguiente	939	13%
se compra el mes siguiente y el subsiguiente	139	15%

Tabla 15: Repeticiones de recomendaciones asociadas en meses sucesivos

	total	aceptó la misma promoción el mes anterior	No vió la promoción el mes anterior (nuevas promociones)
emisiones mes actual	107.375	3.500	103.875
aceptaciones mes actual	9.115	939	8.176
% aceptación	8%	27%	8%

Tabla 16: Repetición de recomendaciones asociadas mes siguiente

	total	aceptó la misma promoción los dos meses	No aceptó la promoción los dos meses anteriores, nuevas promociones
emisiones mes actual	95.855	418	95.437
aceptaciones mes actual	7.015	139	6.876
% aceptación	7%	33%	7%

Tabla 17: Repetición de recomendaciones asociadas dos meses siguientes

De la tabla 16 se desprende, que al repetir una promoción asociada que fue aceptada en el pasado, se logra un aumento de la tasa de aceptación cercana a 19 puntos porcentuales, con respecto a las nuevas promociones. Esta diferencia se hace más significativa aún si esta promoción se vuelve a repetir en la subsiguiente iteración (tabla 17). Este resultado experimental, reafirma la regla propuesta, es decir, repetir en la siguiente iteración del algoritmo aquellas recomendaciones asociadas que fueron aceptadas en el período anterior.

10 CONCLUSIONES

10.1 Conclusiones del Proyecto

El proyecto que se presenta, logra mejorar el sistema de recomendación basándose en el análisis de datos de una cadena de supermercados mayoristas. De dicho procedimiento analítico es posible desprender una serie de afirmaciones. En este sentido se determina que efectivamente a través de la determinación de perfiles logra ajustar las recomendaciones a las preferencias del cliente, tanto referidas a las frecuentes individuales, frecuentes grupales (populares) y también asociadas. Este hecho se evidencia a través de la disminución de las recomendaciones “incorrectas”, es decir, aquellos productos que no tienen que ver con los intereses del cliente.

En relación a lo desprendido del historial de canjes, y en particular a las recomendaciones asociadas vistas por el cliente, se logra identificar, dos tipos de comportamiento, aquel que es una “causa perdida”, es decir productos que el cliente no compraría en ningún caso (“rechazo reiterado de la promoción”); pero por otro lado se tienen los productos con probabilidad de persuasión (“aceptación de la promoción”), es decir, aquellos que con la existencia del descuento fueron aceptados en alguna oportunidad por el cliente. Como es de esperar, el aumento de la respuesta de las recomendaciones asociadas, involucra un esfuerzo en dirigir de buena forma dichas promociones.

En el camino por mejorar la probabilidad de aceptación de las recomendaciones asociadas, lo ideal es orientar estas recomendaciones a personas que comprarían el producto asociado con el incentivo del descuento, pero no sin él. Identificar esta relación cliente-producto, es el objetivo de generar el conocimiento a través del análisis histórico, de manera de ofrecer el descuento de manera correcta. Con respecto al hábito de compra de recomendaciones asociadas, se tiene que la repetición de dichas promociones de un mes a otro influye positivamente en la reincidencia de compra de estos productos, observándose una variación cercana a los 19 puntos porcentuales.

Por otro lado, se tiene que el hecho de aprovechar el conocimiento de los productos frecuentes de un cliente, genera una venta incremental sobre productos que manifiestamente él planea comprar en cualquier caso. En este caso, se busca reducir este efecto negativo sobre la rentabilidad de una venta que se habría producido de todos modos, ofreciendo ese descuento en un producto que logre estimular las ganancias desde el punto de vista del retail.

El valor de los cambios enunciados se estiman aproximadamente en un alza en a tasa total de canjes de productos asociados en un 15%, es decir aproximadamente tres veces la actual tasa de aceptación de recomendaciones asociadas, lo que significa subir de los actuales 15 millones de pesos originados por este tipo de venta a un valor cercado a 45 MM\$.

10.2 Trabajo Futuro

Líneas futuras de investigación involucra tanto la inclusión de una fase comunicacional del proyecto, como también, evaluar en terreno la implementación del sistema. Estas miradas cualitativas, se encuentra fundamentadas en la importancia de llevar de manera correcta a la práctica todas las formulaciones teóricas, con el fin de lograr obtener las mejoras esperadas. La incorporación de estas dos buenas prácticas, a la hora de llevar a cabo una campaña de marketing como el kiosco, se alinea con el objetivo de lograr una buena respuesta del modelos, logrando efectivamente en la práctica aumentar el impacto incremental que se utiliza para juzgar el éxito del sistema de recomendación, llevándolo desde la perspectiva teórica a la orientación práctica.

Adicionalmente, se propone el estudio posterior del porcentaje de descuento en precio que debe ser aplicado en cada recomendación, a través de un estudio de pricing, que logre determinar las variaciones de las elasticidades precio-demanda.

Por otro lado, y en el caso particular de los productos frecuentes, se propone el ordenamiento en la aparición de las recomendaciones frecuentes. El método de extracción de las recomendaciones desde la tabla de productos frecuentes debe poseer un ordenamiento que favorezca el permanente interés de los consumidores. Esto es, si

se continúan extrayendo las recomendaciones frecuentes en orden de aparición en la tabla frecuente ordenada por presencia, esto incidirá, en que los productos más populares aparecerán siempre en los primeros vouchers, mientras que los últimos vouchers se verán desfavorecidos.

Finalmente cabe señalar, que es importante tener en claro cuáles son los objetivos de una campaña de marketing, en este caso implementada a través de una plataforma computacional como el kiosco, y determinar si estas metas son principalmente para maximizar el beneficio de ventas incrementales, teniendo en cuenta la serie de factores especiales que implica un modelo basado en un tipo de incentivo como un descuento (fidelización, aumento del número de clientes en el largo plazo, evaluar el rol de la categoría, etc.).

Así mismo, se debe tener cuidado a la hora de atribuir un incremento de la venta a la efectividad del kiosco. Puesto que no resulta difícil imaginar que un alta tasa de aceptación es producto de una sustituibilidad de productos. La evidencia no es clara, y se debe tener cuidado y tratar de superar la complejidad y el ruido intrínseco de este tipo de modelos de recomendación, a la hora de evaluar.

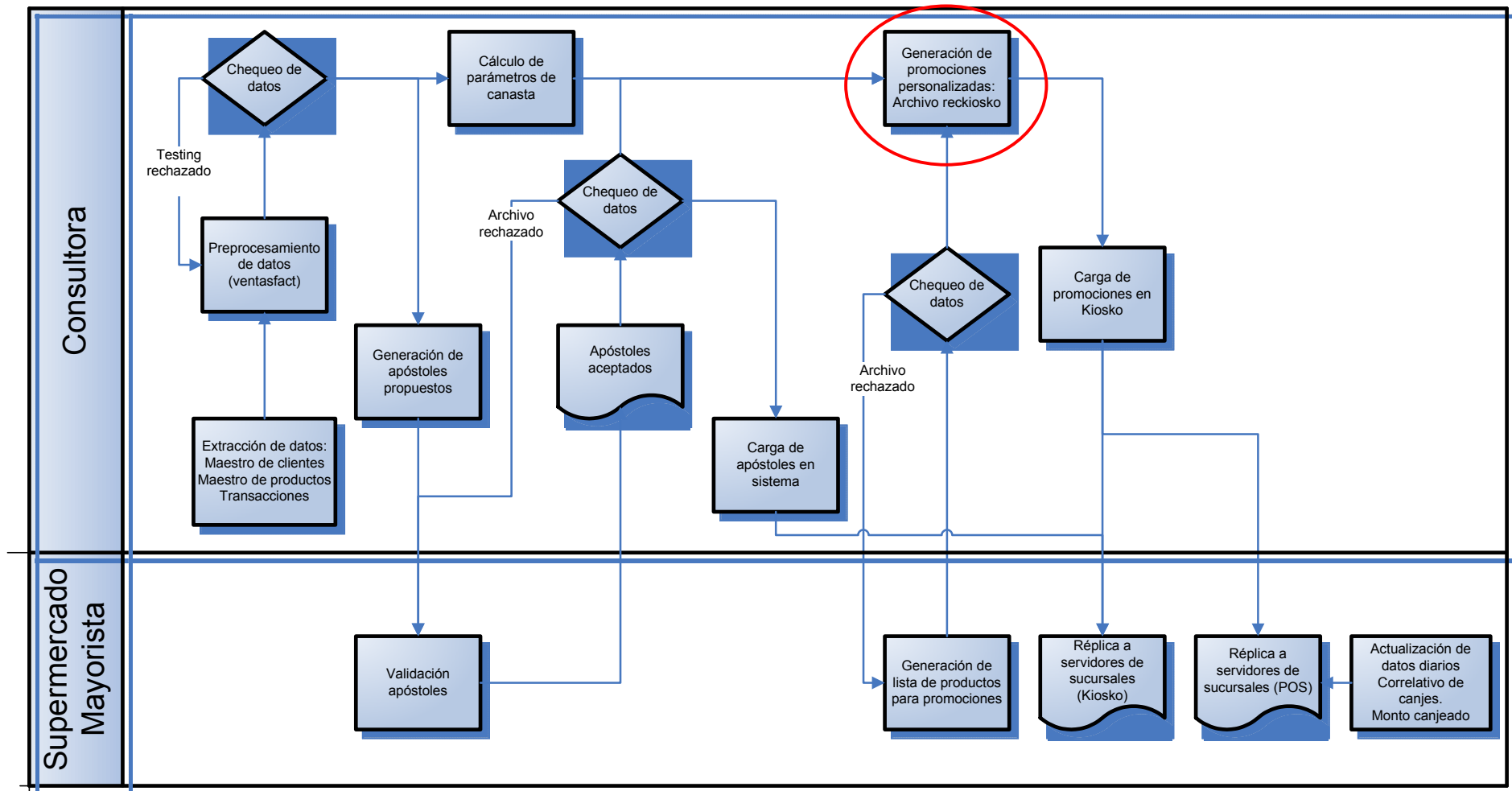
11 BIBLIOGRAFÍA Y FUENTES DE INFORMACIÓN

1. The ABCs of Choosing a CRM System. Business White Papers, Webcasts and Case Studies. 2007, Enero. <<http://www.VendorGuru.com>>
2. Cifras económicas de Chile. <<http://www.asach.com>>
3. BOSCH, M. y MUSALEM, A. 2001. Análisis de Interrelaciones en las Canastas de Compra en un Supermercado. Revista Ingeniería de Sistemas. 15(1):49-72.
4. FRITIS, N., POLIT, E., RAMIREZ, M., YOUNG, W. Modelos de segmentación, Apuntes de Ingeniería de Marketing. Basado en material preparado por GOIC, M. y BOSCH, M.
5. GARRE, M., CUADRADO, J., SICILIA, M.A., RODRIGUEZ, D., REJAS, R. 2007. Comparación de diferentes algoritmos de clustering en la estimación de coste en el desarrollo de software, Revista Española de Innovación, Calidad e Ingeniería de Software, Vol.3, No.1.
6. HERLOCKER, J., KONSTAN, J., RIEDL, J. 2000. Explaining Collaborative Filtering Recommendations.
7. JIMÉNEZ, A. 2006. Knowledge Management y BPM: Generación de Arquitecturas de Conocimiento a partir de Metaprosos.
8. LAWRENCE, R.D., ALMASI, G.S., KOTLYAR, V., VIVEROS, M.S., DURÍ, S.S. 2000. Personalization of supermarket Product Recommendations. IBM Research Report.
9. SEGUÉL, J. PATRICIO. 2006. Identificación de Oportunidades de Negocio a partir de Análisis de Canastas de Compra en una Cadena de Home Improvement. Memoria de Ingeniero Civil Industrial. Santiago. Universidad de Chile. Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas.

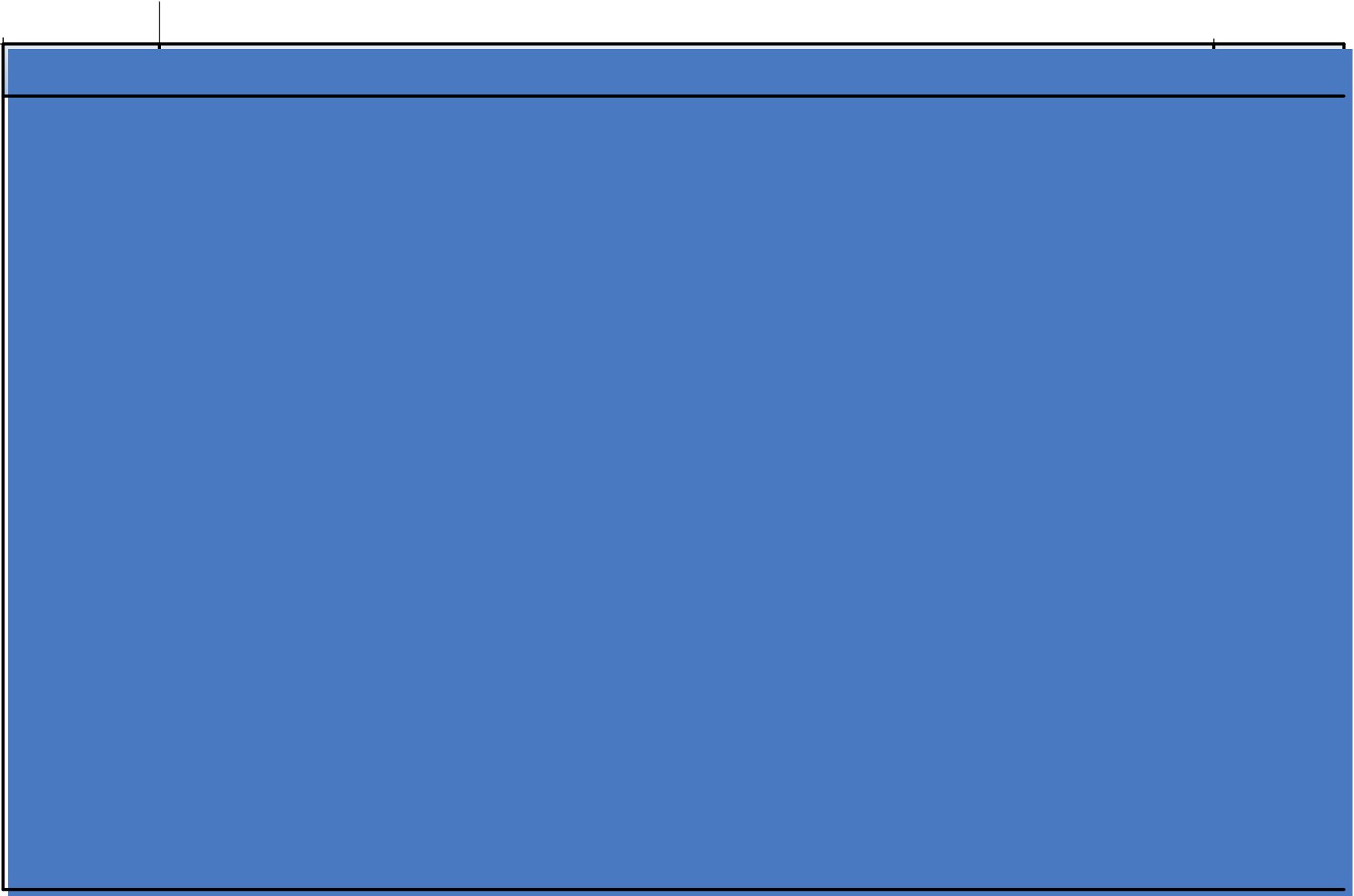
10. SCHWARTZ, P. DANIEL. 2004. Análisis de Canasta y su Aplicación a una empresa de Home Improvement. Memoria de Ingeniero Civil Industrial. Santiago. Universidad de Chile. Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas.
11. SICILIA, M.A., GARCÍA, E., MARTÍNEZ, J. 2002. Personalización estructural basada en criterios de usabilidad. Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial (16) 99-106.

12 ANEXOS

Anexo A: Levantamiento de Proceso de Kiosko



Anexo B: Levantamiento Algoritmo Kiosco



Anexo C: Reglas de negocio y parámetros Kiosco 2

A continuación se presentan las reglas de negocio y parámetros del algoritmo para el cálculo de la nueva versión del kiosco, a nivel de grupo-marca.

Estas reglas consideran un nuevo campo en el maestro de productos, correspondiente a grupo-marca ("gprod_marca"). Este nuevo campo es un nivel intermedio en la jerarquía del maestro de productos, ubicado entre prod_id y prod_sublinea.

prod_id → **gprod_marca** → prod_sublinea → prod_linea → prod_familia

(*) gprod_marca: concatenación del campo gprod_id con prod_cod_marca.

Selección de Grupos-Marcas Frecuentes

Tabla de cliente con todas las componentes grupo-marca (gprod_marca) y sus respectivas frecuencias

→ Datos extraídos desde VentasFact último trimestre

- Filtro de grupos-marcas frecuentes:
Condición que define a un grupo-marca frecuente:
Porcentaje de transacciones ≥ 0.1 (10%)

(*) Tabla filtrada ordenada por frecuencias y ganancia respectivamente

Selección de Grupos-Marcas Asociados

Tabla de canasta

→ Canasta calculada para el último trimestre; se utilizan las asociaciones a nivel de grupo-marca

- Filtro de grupos-marcas asociados:
Condición necesaria para aceptar una asociación:
Número de transacciones $\geq 2,500$

Grupos-marcas de la canasta deben cumplir también con la condición (actual filtro Y30):

- Filtro de grupos-marcas frecuentes (de los asociados de la canasta):
Condición que define a un grupo-marca frecuente:
Porcentaje de transacciones ≥ 0.1 (10%)

Por cliente los grupos-marcas asociados no deben pertenecer a su listado de grupos-marcas frecuentes:

- Filtro final de grupos-marcas asociados:

Condición de no repetición de grupos-marcas asociadas en listado frecuente

(*) Tabla filtrada ordenada por ganancia de la asociación y cantidad de transacciones del grupo-marca asociado

Selección de Grupos-Marcas de Relleno

Se mantiene el mismo procedimiento, pero esta vez a nivel de grupo-marca (grpod_marca)

Procedimiento de Llenado de voucher

Se extrae cada Grupo-Marca en orden de aparición de cada lista respectiva hasta llenar el número de “recomendaciones” frecuentes y asociados por cliente:

Nº grupos-marcas frecuentes: 16

Nº grupos-marcas asociados: 32

(*) Si bien en la actualidad, este parámetro “número de recomendaciones” es fijo para todos los tipos de apóstoles, debe permitir ser ajustado en el futuro de acuerdo a cada tipo de apóstol.

(**) De no tener disponibilidad de grupos-marcas para el total de recomendaciones según grupos-marcas frecuentes y asociados, se procede a utilizar la tabla de relleno. Tener en cuenta que se debe marcar en archivo interno si se trata de una recomendación de relleno (se conserva también la marca de recomendación frecuente y asociado del archivo kiosco).

(***) Cada una de las tablas (frecuente, asociado, relleno) debe contener grupos-marcas disponibles para el uso del kiosco ← filtro de disponibilidad de uso

El nuevo procedimiento de llenado considera la no repetición de Grupos en un mismo voucher:

- Filtro de llenado de voucher:

No repetir un mismo grupo en un mismo num_voucher por cliente (si se acepta la repetición de marca).

Chequeos y validación del kiosco

Se deben incluir validaciones para el archivo output de kiosco.

- Chequeo de número de recomendaciones por cliente (número, tipo)
- Que los clientes que poseen recomendaciones de kiosco sean efectivamente apóstoles
- Que todos los apóstoles aceptados del período tengan kiosco
- Que todos los apóstoles del kiosco posean clasificación (de A1 a A6)
- Que no exista un mismo grupo-marca repetido dentro de las recomendaciones de cada cliente (*)
- Que las recomendaciones asociadas no pertenezcan a las frecuentes por cliente (no debería pasar por el filtro final de grupo-marca asociados)

(*) Todos los parámetros incluidos en este documento deben tener adaptabilidad para ser ajustados en el futuro.

Anexo D: Centros de variables de segmentación K-medias para apóstoles

Categoría	Segmento 1	Segmento 2	Segmento 3	Segmento 4	Segmento 5	Segmento 6	Segmento 7
ACEITES COMESTIBLES	0,19	0,37	0,14	0,18	0,32	0,16	0,54
ALIMENTOS CONGELADOS	0,13	0,17	0,08	0,19	0,32	0,05	0,28
ALIMENTOS MASCOTAS	0,02	0,03	0,02	0,02	0,04	0,01	0,05
ALIMENTOS PARA BEBE	0,03	0,07	0,01	0,04	0,08	0,01	0,16
ARROZ	0,16	0,36	0,09	0,17	0,31	0,08	0,54
ARTICULOS DE AFEITAR	0,03	0,08	0,03	0,05	0,11	0,02	0,20
AZUCAR	0,24	0,41	0,13	0,22	0,37	0,20	0,58
BEBIDAS ALCOHOLICAS	0,06	0,07	0,12	0,08	0,08	0,03	0,10
BEBIDAS NO ALCOHOLICAS	0,43	0,59	0,45	0,67	0,70	0,23	0,74
BIZCOCHOS	0,08	0,10	0,10	0,22	0,32	0,04	0,24
BOLSAS Y MATERIALES DE ENVOLVER	0,04	0,09	0,03	0,05	0,10	0,02	0,18
CAFE	0,08	0,15	0,06	0,09	0,14	0,05	0,26
CARNES	0,02	0,03	0,03	0,03	0,04	0,02	0,04
CECINAS	0,34	0,36	0,16	0,43	0,58	0,19	0,50
CEREALES	0,05	0,07	0,03	0,06	0,10	0,02	0,15
CHICLES	0,01	0,03	0,04	0,06	0,10	0,01	0,10
CHOCOLATES	0,06	0,08	0,11	0,19	0,29	0,04	0,24
CIGARRILLO	0,00	0,00	0,06	0,01	0,01	0,00	0,00
CLOROS	0,09	0,24	0,06	0,12	0,25	0,05	0,42
CONSERVAS DE MARISCOS	0,01	0,03	0,01	0,02	0,03	0,01	0,07
CONSERVAS DE PESCADOS	0,08	0,20	0,05	0,09	0,19	0,04	0,37
CUIDADO CAPILAR	0,08	0,17	0,06	0,12	0,22	0,04	0,35
DETERGENTES PARA LA ROPA	0,14	0,34	0,10	0,18	0,35	0,07	0,57
FIDEOS	0,16	0,37	0,09	0,18	0,33	0,08	0,56
FOSFOROS CARBON	0,02	0,05	0,02	0,02	0,05	0,01	0,09
FRUTAS EN CONSERVA	0,07	0,13	0,04	0,07	0,14	0,04	0,26
GALLETAS	0,18	0,23	0,21	0,42	0,55	0,10	0,47
GOLOSINAS	0,11	0,15	0,16	0,29	0,42	0,07	0,36
HARINAS	0,09	0,15	0,05	0,08	0,12	0,57	0,23
HIGIENE BUCAL	0,02	0,04	0,02	0,02	0,05	0,01	0,10
HUEVOS FRESCOS	0,03	0,02	0,03	0,04	0,04	0,03	0,02
ILUMINACION	0,07	0,16	0,05	0,11	0,20	0,03	0,35
JABONES DE TOCADOR Y BAÑO	0,02	0,05	0,02	0,03	0,06	0,01	0,12
JABONES PARA LA ROPA	0,01	0,01	0,00	0,01	0,01	0,00	0,03
LACTEOS	0,77	0,79	0,41	0,76	0,84	0,47	0,85
LAVALOZAS	0,06	0,15	0,04	0,07	0,14	0,03	0,28
LECHE CONDENSADA	0,03	0,05	0,01	0,03	0,05	0,02	0,10
LECHES EN POLVO	0,04	0,07	0,03	0,04	0,08	0,02	0,15
LEGUMBRES	0,01	0,02	0,00	0,01	0,02	0,00	0,04
LEVADURAS	0,04	0,04	0,04	0,03	0,04	0,17	0,05
LIMPIEZA DEL HOGAR	0,12	0,28	0,09	0,16	0,30	0,06	0,49
MANTECAS Y GRASAS	0,09	0,12	0,03	0,06	0,10	0,21	0,20
MASAS	0,01	0,02	0,02	0,02	0,04	0,01	0,04
MERMELADAS	0,08	0,16	0,03	0,08	0,15	0,06	0,29
PAÑALES DESECHABLES	0,08	0,15	0,07	0,10	0,17	0,04	0,27
PROCESADOS	0,03	0,06	0,01	0,02	0,05	0,01	0,11
PRODUCTOS DE PAPEL PARA EL HOGAR	0,25	0,48	0,20	0,32	0,48	0,16	0,67
PROTECCION SANITARIA FEMENINA	0,05	0,12	0,04	0,07	0,14	0,02	0,26
REPOSTERIA	0,07	0,10	0,03	0,05	0,09	0,16	0,17
SABORIZANTES PARA LA LECHE	0,03	0,05	0,02	0,03	0,05	0,02	0,10
SAL	0,07	0,17	0,05	0,08	0,15	0,09	0,28
SALSA DE TOMATES	0,14	0,33	0,08	0,15	0,30	0,07	0,52
SALSAS Y ADEREZOS	0,18	0,35	0,09	0,21	0,36	0,09	0,56
SNACKS	0,10	0,13	0,15	0,31	0,44	0,07	0,29
SOPAS CALDOS Y CREMAS DESHIDRATADAS	0,09	0,20	0,05	0,11	0,21	0,04	0,35
TE	0,12	0,26	0,06	0,12	0,23	0,07	0,43
VEGETALES EN CONSERVA	0,02	0,05	0,01	0,02	0,04	0,01	0,10

Anexo E: ANOVA de segmentación K-medias para apóstoles

ANOVA

	Cluster Mean Square	df	Error Mean Square	df	F	Sig.
ACEITES COMESTIBLES	30,42093	6	0,014909	13543	2040,434	0
ALIMENTOS CONGELADOS	14,20025	6	0,02206	13543	643,7047	0
ALIMENTOS MASCOTAS	0,290383	6	0,003767	13543	77,0827	4,46E-95
ALIMENTOS PARA BEBE	3,29191	6	0,006866	13543	479,465	0
ARROZ	39,47359	6	0,011497	13543	3433,301	0
ARTICULOS DE AFEITAR	5,350745	6	0,004662	13543	1147,751	0
AZUCAR	34,31035	6	0,016117	13543	2128,785	0
BEBIDAS ALCOHOLICAS	0,549338	6	0,013235	13543	41,50704	1,96E-50
BEBIDAS NO ALCOHOLICAS	55,64691	6	0,024724	13543	2250,715	0
BIZCOCHOS	18,21894	6	0,014374	13543	1267,46	0
BOLSAS Y MATERIALES DE ENVOLVER	3,73864	6	0,006487	13543	576,3456	0
CAFE	6,162521	6	0,008532	13543	722,3101	0
CARNES	0,121953	6	0,004408	13543	27,66859	5,1E-33
CECINAS	39,46524	6	0,045255	13543	872,0557	0
CEREALES	2,132972	6	0,004898	13543	435,5164	0
CHICLES	2,73128	6	0,005194	13543	525,8433	0
CHOCOLATES	16,15329	6	0,014512	13543	1113,115	0
CIGARRILLO	0,553932	6	0,002922	13543	189,573	9,4E-233
CLOROS	24,18787	6	0,011434	13543	2115,374	0
CONSERVAS DE MARISCOS	0,591394	6	0,00135	13543	438,2145	0
CONSERVAS DE PESCADOS	17,54682	6	0,007184	13543	2442,42	0
CUIDADO CAPILAR	15,03162	6	0,009342	13543	1609,023	0
DETERGENTES PARA LA ROPA	42,59688	6	0,017476	13543	2437,504	0
FIDEOS	42,32671	6	0,012031	13543	3517,992	0
FOSFOROS CARBON	0,994181	6	0,001847	13543	538,2129	0
FRUTAS EN CONSERVA	7,564052	6	0,006658	13543	1136,071	0
GALLETAS	44,98751	6	0,023487	13543	1915,419	0
GOLOSINAS	29,62356	6	0,019337	13543	1531,975	0
HARINAS	31,73408	6	0,01119	13543	2835,988	0
HIGIENE BUCAL	1,242399	6	0,001549	13543	801,9191	0
HUEVOS FRESCOS	0,086868	6	0,006171	13543	14,07714	4,8E-16
ILUMINACION	15,04916	6	0,008488	13543	1773,024	0
JABONES DE TOCADOR Y BAÑO	1,622244	6	0,001993	13543	814,1367	0
JABONES PARA LA ROPA	0,10871	6	0,000342	13543	317,5169	0
LACTEOS	32,16578	6	0,024711	13543	1301,696	0
LAVALOZAS	9,540245	6	0,004668	13543	2043,714	0
LECHE CONDENSADA	1,175044	6	0,002639	13543	445,3067	0
LECHES EN POLVO	2,397979	6	0,004128	13543	580,901	0
LEGUMBRES	0,19647	6	0,001167	13543	168,3147	3,5E-207
LEVADURAS	2,61701	6	0,01033	13543	253,3383	3,5E-308
LIMPIEZA DEL HOGAR	29,45027	6	0,010808	13543	2724,765	0
MANTECAS Y GRASAS	5,468594	6	0,009472	13543	577,3671	0
MASAS	0,176499	6	0,003059	13543	57,69834	8,5E-71
MERMELADAS	10,27498	6	0,006852	13543	1499,463	0

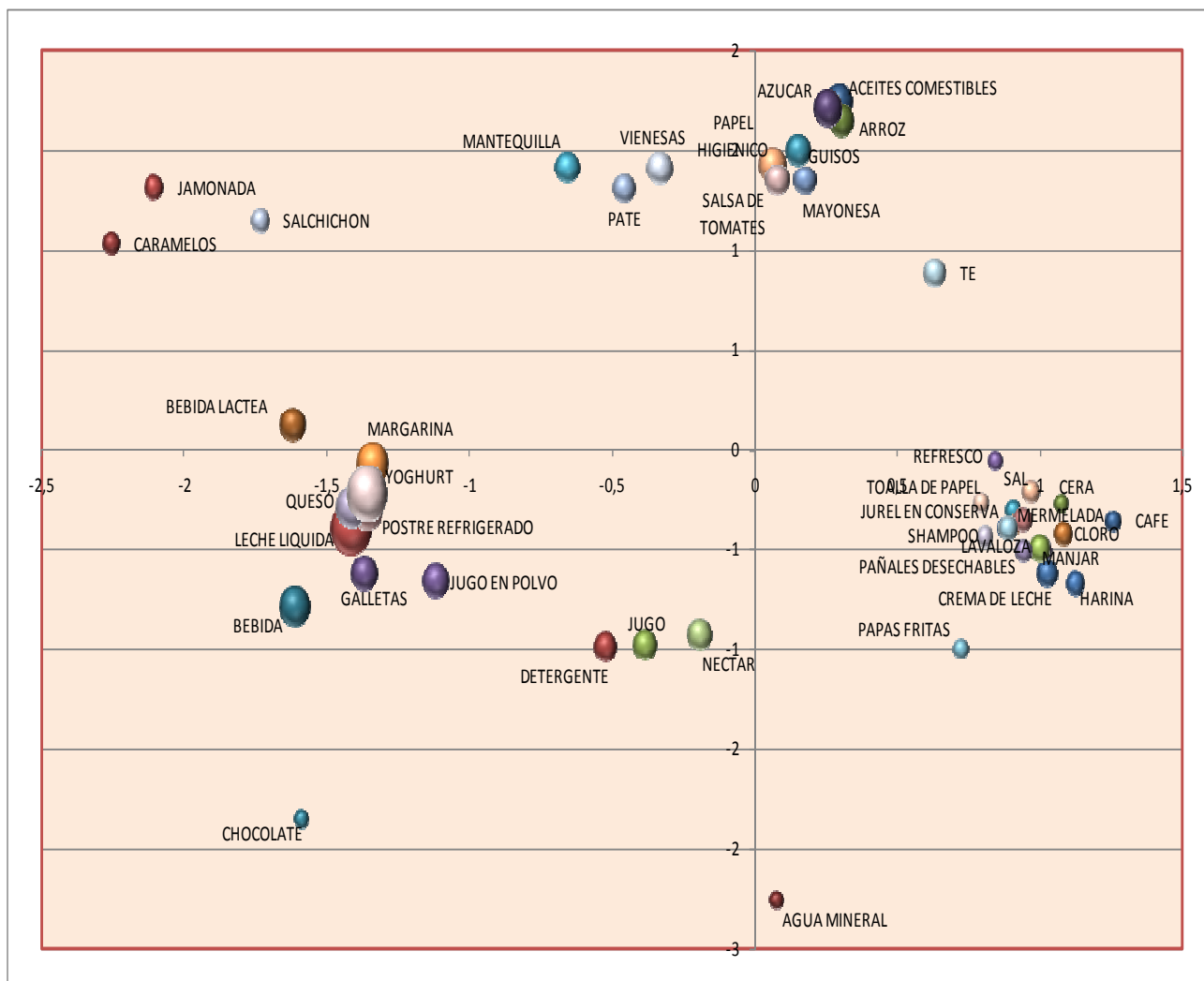
PAÑALES DESECHABLES	7,714365	6	0,015968	13543	483,1178	0
PROCESADOS	1,726691	6	0,001712	13543	1008,676	0
PRODUCTOS DE PAPEL PARA EL HOGAR	46,24963	6	0,019114	13543	2419,68	0
PROTECCION SANITARIA FEMENINA	8,975007	6	0,006906	13543	1299,66	0
REPOSTERIA	3,441063	6	0,00747	13543	460,6658	0
SABORIZANTES PARA LA LECHE	0,94367	6	0,002279	13543	414,0274	0
SAL	8,951925	6	0,006644	13543	1347,362	0
SALSA DE TOMATES	35,65609	6	0,010559	13543	3376,754	0
SALSAS Y ADEREZOS	38,73022	6	0,011498	13543	3368,529	0
SNACKS	32,92835	6	0,0244	13543	1349,525	0
SOPAS CALDOS Y CREMAS DESHIDRATADAS	15,99149	6	0,009105	13543	1756,352	0
TE	22,93139	6	0,007809	13543	2936,479	0
VEGETALES EN CONSERVA	1,189833	6	0,002267	13543	524,8703	0
montoACEITES COMESTIBLES	0,184947	6	0,001685	13543	109,7414	1,2E-135
montoALIMENTOS CONGELADOS	0,026801	6	0,000362	13543	73,96624	3,49E-91
montoALIMENTOS MASCOTAS	0,001817	6	0,000139	13543	13,02655	9,48E-15
montoALIMENTOS PARA BEBE	0,004711	6	5,29E-05	13543	88,98021	6,6E-110
montoARROZ	0,058437	6	0,00021	13543	277,9841	0
montoARTICULOS DE AFEITAR	0,005844	6	6,38E-05	13543	91,64962	3,1E-113
montoAZUCAR	0,131826	6	0,001094	13543	120,4611	7,4E-149
montoBEBIDAS ALCOHOLICAS	0,295364	6	0,002799	13543	105,5079	2,1E-130
montoBEBIDAS NO ALCOHOLICAS	12,25269	6	0,010647	13543	1150,771	0
montoBIZCOCHOS	0,024965	6	8,23E-05	13543	303,388	0
montoBOLSAS Y MATERIALES DE ENVOLVER	0,000605	6	2,61E-05	13543	23,16912	2,26E-27
montoCAFE	0,006915	6	0,000155	13543	44,6415	2,23E-54
montoCARNES	0,011068	6	0,000359	13543	30,82278	5,52E-37
montoCECINAS	0,472462	6	0,002818	13543	167,6638	2,1E-206
montoCEREALES	0,000384	6	1,79E-05	13543	21,47797	2,96E-25
montoCHICLES	0,012932	6	9,07E-05	13543	142,6313	5,2E-176
montoCHOCOLATES	0,081296	6	0,000251	13543	324,467	0
montoCIGARRILLO	0,86562	6	0,003899	13543	222,0092	2,3E-271
montoCLOROS	0,041437	6	8,87E-05	13543	467,0438	0
montoCONSERVAS DE MARISCOS	0,00038	6	6,56E-06	13543	57,88899	4,9E-71
montoCONSERVAS DE PESCADOS	0,026585	6	8,89E-05	13543	298,9602	0
montoCUIDADO CAPILAR	0,005801	6	4,38E-05	13543	132,5164	1,2E-163
montoDETERGENTES PARA LA ROPA	0,430064	6	0,0009	13543	477,9006	0
montoFIDEOS	0,130467	6	0,000322	13543	405,2954	0
montoFOSFOROS CARBON	0,000777	6	1,09E-05	13543	71,61469	3,05E-88
montoFRUTAS EN CONSERVA	0,004926	6	7,25E-05	13543	67,98244	1,07E-83
montoGALLETAS	0,293502	6	0,000701	13543	418,5972	0
montoGOLOSINAS	0,116126	6	0,000379	13543	306,7655	0
montoHARINAS	14,3603	6	0,002762	13543	5200,033	0
montoHIGIENE BUCAL	0,000696	6	5,87E-06	13543	118,5836	1,5E-146
montoHUEVOS FRESCOS	0,004531	6	0,000207	13543	21,86344	9,76E-26
montoILUMINACION	0,017093	6	7,92E-05	13543	215,8458	4,7E-264
montoJABONES DE TOCADOR Y BAÑO	0,000572	6	7,48E-06	13543	76,42645	2,94E-94
montoJABONES PARA LA ROPA	1,5E-05	6	3,6E-07	13543	41,81454	8,05E-51
montoLACTEOS	3,239897	6	0,014298	13543	226,6009	8,8E-277

montoLAVALOZAS	0,005135	6	1,82E-05	13543	281,814	0
montoLECHE CONDENSADA	0,000322	6	3,91E-05	13543	8,243812	6,26E-09
montoLECHES EN POLVO	0,002895	6	0,000119	13543	24,24878	1E-28
montoLEGUMBRES	0,000238	6	1,31E-05	13543	18,09973	4,9E-21
montoLEVADURAS	0,024126	6	7,02E-05	13543	343,8784	0
montoLIMPIEZA DEL HOGAR	0,057138	6	0,000241	13543	237,4612	1,4E-289
montoMANTECAS Y GRASAS	0,055752	6	0,00019	13543	293,9179	0
montoMASAS	0,000353	6	3,66E-05	13543	9,632497	1,33E-10
montoMERMELADAS	0,007633	6	3,45E-05	13543	221,0327	3,3E-270
montoPAÑALES DESECHABLES	0,021986	6	0,000746	13543	29,46406	2,82E-35
montoPROCESADOS	0,000559	6	3,81E-06	13543	146,5827	7,9E-181
montoPRODUCTOS DE PAPEL PARA EL HOGAR	0,109828	6	0,001156	13543	95,01792	2,1E-117
montoPROTECCION SANITARIA FEMENINA	0,009048	6	5,38E-05	13543	168,3374	3,3E-207
montoREPOSTERIA	0,028317	6	0,000114	13543	249,4003	1,4E-303
montoSABORIZANTES PARA LA LECHE	0,000402	6	1,18E-05	13543	34,03811	4,97E-41
montoSAL	0,001801	6	1,78E-05	13543	101,191	4,6E-125
montoSALSA DE TOMATES	0,024617	6	5,44E-05	13543	452,5538	0
montoSALSAS Y ADEREZOS	0,057034	6	0,000131	13543	435,227	0
montoSNACKS	0,380296	6	0,000814	13543	467,2453	0
montoSOPAS CALDOS Y CREMAS DESHIDRATADAS	0,022716	6	0,000111	13543	204,5825	1,1E-250
montoTE	0,027267	6	5,86E-05	13543	465,3404	0
montoVEGETALES EN CONSERVA	0,0003	6	9,6E-06	13543	31,29237	1,42E-37

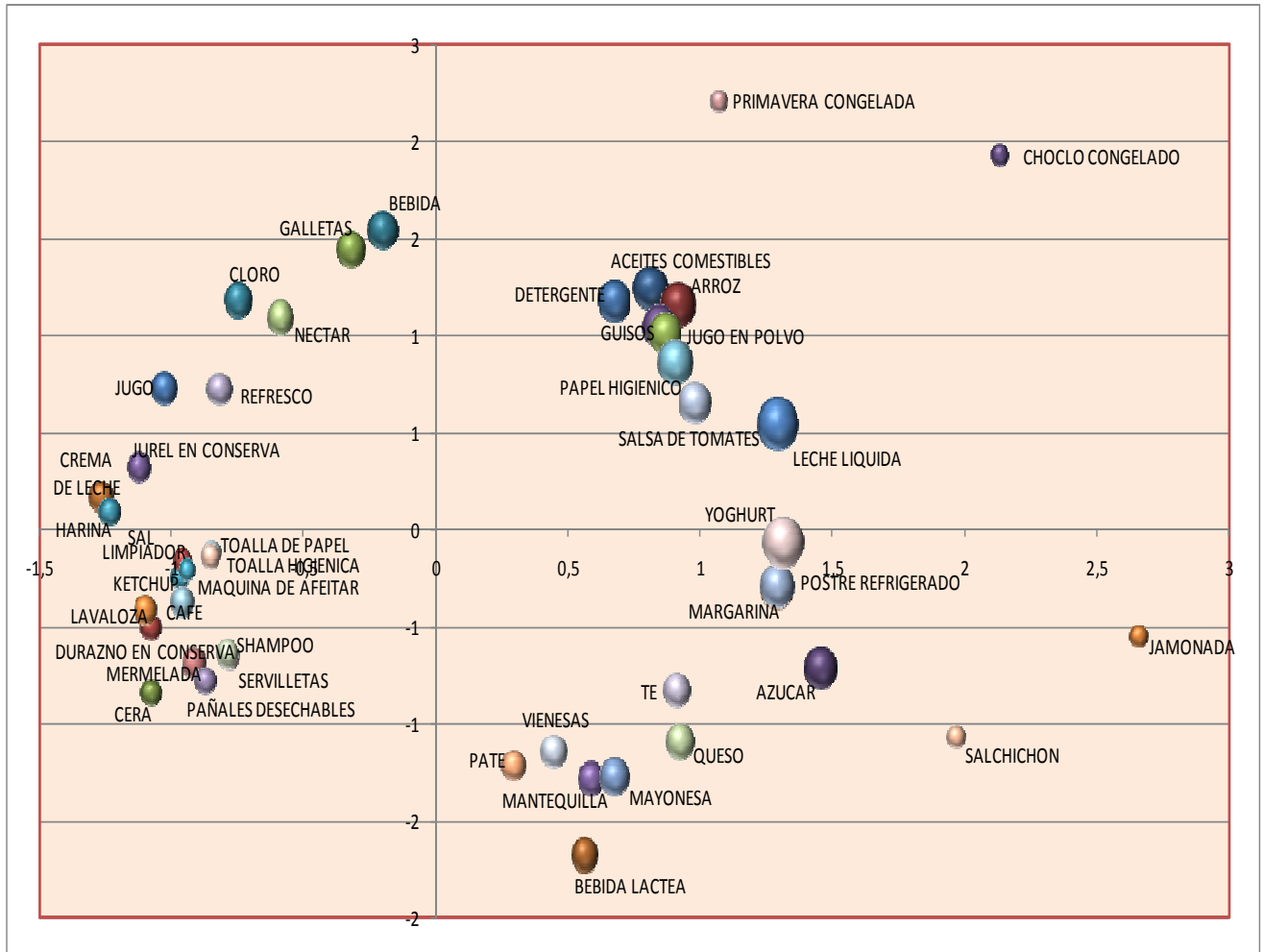
The F tests should be used only for descriptive purpo

Anexo F: Escalamiento multidimensional de canastas por perfiles

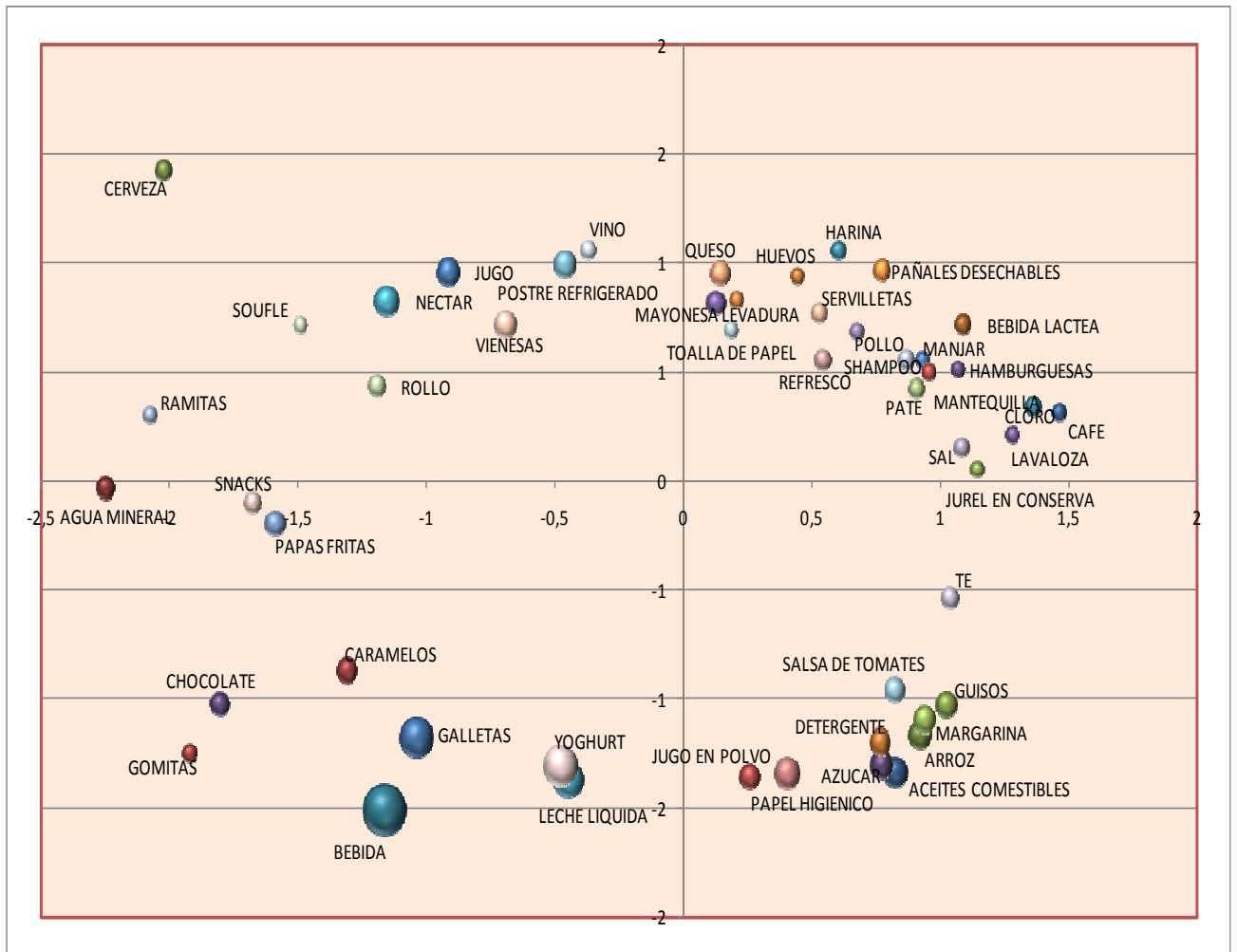
Segmento 1



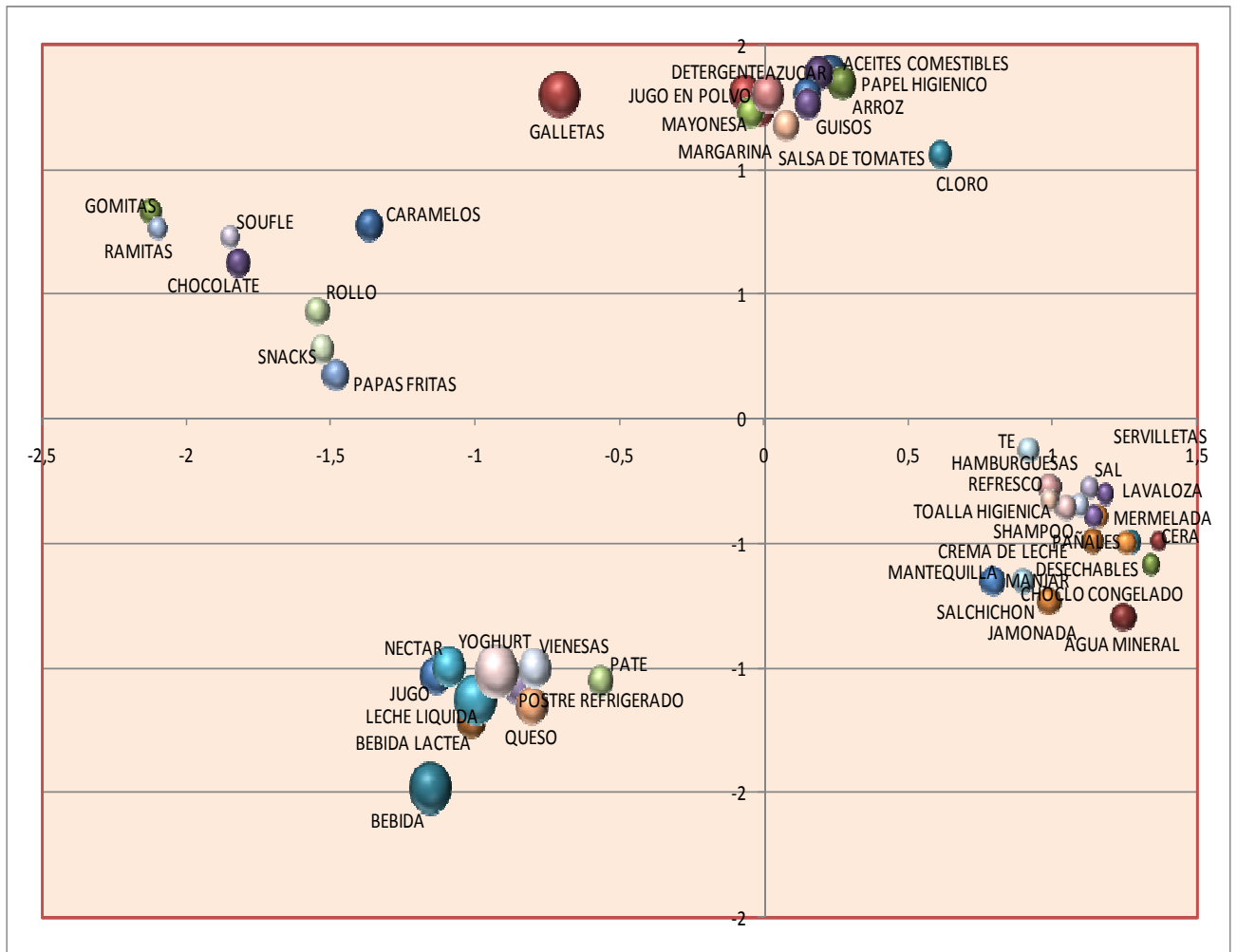
Segmento 2



Segmento 3



Segmento 4



Segmento 5



Segmento 7

