



**UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA  
DE MÉXICO**

---

---

**FACULTAD DE CIENCIAS**

***ANÁLISIS Y OPTIMIZACIÓN DE SURTIDO EN TIENDAS A  
NIVEL CATEGORÍA Y FABRICANTE***

**REPORTE DE TRABAJO PROFESIONAL**

**QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:**

**ACTUARIO**

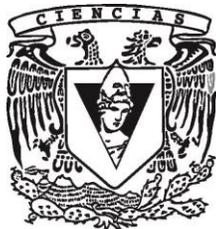
**P R E S E N T A:**

**ALFREDO PÉREZ CABELLO**

**TUTOR:**

**ACT. JAIME VÁZQUEZ ALAMILLA**

**2015**





Universidad Nacional  
Autónoma de México



**UNAM – Dirección General de Bibliotecas**  
**Tesis Digitales**  
**Restricciones de uso**

**DERECHOS RESERVADOS ©**  
**PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL**

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.



1. Datos del alumno

Pérez

Cabello

Alfredo

56 72 47 65

Universidad Nacional Autónoma de México

Facultad de Ciencias

Actuaría

402052241

2. Datos del tutor

Act

Jaime

Vázquez

Alamilla

3. Datos del sinodal 1

Dra

María del Pilar

Alonso

Reyes

4. Datos del sinodal 2

M en C

Inocencio Rafael

Madrid

Ríos

5. Datos del sinodal 3

Act

Francisco

Sánchez

Villarreal

6. Datos del sinodal 4

Act

Emilio

Gutiérrez

Calderón

7. Datos del trabajo escrito

Análisis de optimización de surtido en tiendas a nivel categoría y fabricante

83 p

2015



# Agradecimientos

A mis padres, Graciela y Miguel, por su infinito cariño y apoyo incondicional, por darme las herramientas para desarrollarme personal, académica y profesionalmente, y por enseñarme a disfrutar de la vida y alentarme a perseguir mis sueños y metas a pesar de los obstáculos que se presenten.

A mi abuela Amalia, por ser un pilar inigualable en mi vida, por su fuerza inagotable y por el inmenso cariño que nos une.

A mis hermanos Mariana y Arturo, por su gran ejemplo de carácter, dedicación y congruencia en todo lo que hacen, por enseñarme a valorar aquello que realmente lo merece, por todo lo que hemos compartido hasta ahora y porque nuestra unión continúe haciéndose cada vez más fuerte.

A Kari, por tu inmenso cariño y ese gran amor que compartimos, y por ser mi motor principal de motivación en la última etapa de este proceso.

A mis sobrinos Amelie Isabel y Marcos Leon, por inyectarme su gran cariño y energía, y por motivarme a ser un gran ejemplo en sus vidas.

A mi primo Aldo, por ser mi compañero y cómplice durante muchas etapas de nuestras vidas.

A mis amigos de toda la vida, la buena banda del buen rollo: Mauricio, Paco, Rubén, César, Luis, Rodrigo, Mayen, Tony, Mónica; por las risas infinitas, las innumerables aventuras y experiencias de vida, y porque estamos destinados a seguir compartiendo la nuevas etapas de vida.

A mis padres de furia Laura y Chávez, por invitarme a formar parte de su núcleo familiar y al mismo convertirse en parte esencial de mi vida, demasiadas aventuras compartidas y aún queda mucho por delante juntos.

A mis amigos de la Facultad de Ciencias: César, Camilo, Carlos, Fede, Juan, Citlali, Paula; por hacer de mi etapa en la Universidad una de las mejores en mi vida, siempre estaremos unidos por esos florecimientos y grandes momentos de alegría.

A Miguel y Christopher, por dejar de ser mis compañeros de trabajo y convertirse en mis compañeros entrañables.

A todos mis amigos Nielsenianos, por la manera en que han enriquecido mi vida tanto en lo laboral como en lo personal.

A mi tutor Jaime, por creer en mí y apoyarme en todo el proceso de titulación, y sobre todo por tus consejos y la inmensa paciencia.

A mis sinodales Pilar, Rafael, Emilio y Francisco, por su apoyo y valiosa orientación.



# Índice General

Tabla de Figuras .....	9
Introducción.....	11
Capítulo 1 .....	15
Antecedentes y Panorama General .....	15
1.1 La evolución en la toma de decisiones .....	15
1.2 Importancia de la estrategia de surtido.....	17
1.2.1 Caso Wal Mart Estados Unidos .....	18
1.3 Antecedentes de la categoría en México.....	19
1.3.1 Panorama general del mercado y situación del fabricante .....	20
Capítulo 2 .....	27
Metodología del modelo de surtido .....	27
2.1 Definición de árbol de decisión.....	27
2.1.1 Árbol de Decisión del Consumidor.....	28
2.1.2 Árbol jerárquico para la categoría y el fabricante .....	29
2.2 Concepto de Incrementalidad.....	30
2.3 Teoría General de Análisis de Regresión Lineal .....	35
2.4 Modelos de regresión como parte de la solución de surtido .....	45
2.4.1 Ventas baseline .....	45
2.4.2 Regresión para normalizar las ventas y número de productos por tienda/nivel del árbol .....	47
2.4.3 Regresión para calcular impacto directo en ventas por cambios en surtido (mismo nivel).....	49
2.4.4 Regresión para calcular impacto indirecto en ventas por cambios en surtido (nivel superior) ....	50
2.5 Ajuste del modelo de surtido.....	50
Capítulo 3 .....	53

Interpretación de resultados y aplicación con foco en la estrategia del fabricante.....	53
3.1 Interpretación de resultados (Incrementalidad vs Tasa de Ventas) .....	53
3.2 Árbol de la categoría y del fabricante .....	55
3.3 Resultados Generales.....	57
3.3.1 Resultados para el segmento Clásico Batido .....	59
3.3.2 Resultados para el segmento Clásico Bebible.....	59
3.3.3 Resultados para el segmento Funcional Bebible .....	60
3.3.4 Resultados para el segmento Probiótico .....	62
3.3.5 Resultados para el segmento Light .....	63
3.3.6 Resultados para el segmento Licuado .....	63
3.3.7 Resultados para el segmento Infantil Bebible .....	64
3.3.8 Resultados para el segmento Infantil Batido .....	65
3.4 Optimizaciones.....	67
3.4.1 Formato de tienda 1 .....	67
3.4.2 Formato de tienda 2 .....	71
3.4.3 Formato de tienda 3 .....	74
Conclusiones .....	77
Glosario de términos.....	81
Bibliografía .....	83

## Tabla de Figuras

1. Evolución del surtido.....	18
2. Ventas Categoría .....	21
3. Tendencia de ventas categoría en kilos .....	22
4a. Frecuencia de compra y compras kilos en hogares .....	22
4b. Penetración, tasa e intensidad de compras en hogares .....	23
5. Número de skus y participación de mercado .....	23
6. Estructura de ventas por Fabricante.....	24
7. Estructura de ventas y crecimiento por segmento.....	25
8. Estructura de ventas en kilos para Categoría y Fabricante por segmento .....	26
9. Árbol de decisión para la categoría.....	29
10. Incrementalidad.....	31
11. Demanda de transferencia.....	34
12. Ventas en unidades y dólares por periodo. ....	36
13. Ejemplo de una relación funcional.....	36
14. Tamaño de lote y no. de horas-hombre por producción.....	37
15. Relación estadística entre el tamaño de lote y el número de horas-hombre –Ejemplo de Compañía Westwood.....	38
16. Representación de un modelo de regresión lineal.....	41
17. Representación de un modelo de regresión curvilínea .....	41
18. Usos de la regresión lineal para aproximar a funciones de regresión complejas.....	43
19. Cálculo de ventas baseline .....	46
20. Variables aisladas en el cálculo de ventas baseline .....	47
21. Normalización de ventas y número de ítems por tienda/nivel .....	48
22. Cálculo de impactos para el árbol de decisión.....	48
23. Ejemplo de impacto directo.....	49

24. Ejemplo de impacto indirecto.....	50
25. Incrementalidad vs Tasa de Ventas .....	54
26. Árbol de la categoría de Lácteos.....	56
27. Árbol del Fabricante X.....	57
28. Resumen de resultados a nivel categoría por tipo de tienda. ....	58
29. Resumen de resultados a nivel fabricante por tipo de tienda.....	58
30. Resultados a nivel Categoría/Marca, segmento Clásico Batido. ....	59
31. Resultados a nivel Fabricante/Marca, segmento Clásico Batido.....	59
32. Resultados a nivel Categoría/Marca, segmento Clásico Bebible.....	60
33. Resultados a nivel Fabricante/Marca, segmento Clásico Bebible. ....	60
34. Resultados a nivel Categoría/Marca, segmento Funcional Bebible. ....	61
35. Resultados a nivel Fabricante/Marca, segmento Funcional Bebible.....	61
36. Resultados a nivel Categoría/Marca, segmento Probiótico. ....	62
37. Resultados a nivel Categoría/Marca, segmento Probiótico. ....	62
38. Resultados a nivel Categoría/Marca, segmento Light. ....	63
39. Resultados a nivel Fabricante/Marca, segmento Light.....	63
40. Resultados a nivel Categoría/Marca, segmento Licuado.....	64
41. Resultados a nivel Fabricante/Marca, segmento Licuado.....	64
42. Resultados a nivel Categoría/Marca, segmento Infantil Bebible.....	65
43. Resultados a nivel Fabricante/Marca, segmento Infantil Bebible.....	65
44. Resultados a nivel Categoría/Marca, segmento Infantil Batido.....	66
45. Resultados a nivel Fabricante/Marca, segmento Infantil Batido.....	66
46. Optimizaciones para el formato de tienda 1. ....	68
47. Optimizaciones para el formato de tienda 2. ....	71
48. Optimizaciones para el formato de tienda 3. ....	74

## Introducción

Actualmente, el planteamiento de estrategias de surtido en tiendas se ha convertido en un tema de vital importancia para todo fabricante que quiera considerarse un competidor clave dentro de una categoría. A partir de los resultados obtenidos y las recomendaciones otorgadas en este proyecto, se deriva la estrategia de surtido que un fabricante negociará con las cadenas de autoservicios, pudiendo resultar en ganancias millonarias dependiendo de la efectividad en la ejecución que se lleve a cabo.

El presente trabajo contiene información correspondiente a un análisis de surtido en el cual se trabaja con información de ventas a nivel tienda/semana/sku (el término sku se refiere a una unidad de producto tal como el consumidor lo puede encontrar en tiendas, es decir, un producto a nivel código de barras) para obtener estrategias óptimas de surtido con base en los resultados obtenidos a partir de modelos estadísticos de regresión lineal. El análisis contempla un año de información de ventas en autoservicios a nivel nacional para una categoría perteneciente a los lácteos, y fue llevado a cabo durante los meses de enero a marzo del 2010.

En el primer capítulo se plantearán los antecedentes y la creciente importancia que han tomado los procesos de decisión de compra por parte de los consumidores, con base en la teoría de Barry Schwartz, quien plantea que el hecho de reducir opciones puede ayudar a reducir significativamente el estrés asociado a la vida cotidiana, siempre y cuando se haga de manera efectiva (Schwartz, 2004). Se revisará también la manera en que los distintos fabricantes de productos de consumo masivo y las cadenas han tenido que adaptar sus estrategias de surtido para satisfacer la demanda de los distintos tipos de consumidores en distintos tipos o formatos de tiendas.

Esto incluso se ejemplificará con un caso que sucedió durante 2009 en Estados Unidos relacionado con la cadena Wal Mart, en donde por una decisión de disminuir el surtido sin un previo análisis de surtido a nivel pasillo, anaquel y/o categoría, se revirtió la reducción tras sufrir las consecuencias de haber tomado decisiones de surtido erróneas.

Además, se planteará el panorama general de la categoría de lácteos en cuestión para ofrecer una visión de la situación competitiva previa a la aplicación del modelo de surtido y los resultados obtenidos.

En el segundo capítulo, primeramente se hablará de la teoría detrás de los árboles de decisión de compra, los cuales comprenden la columna vertebral del análisis planteado, ya que a partir de la jerarquía definida para una categoría se derivan los resultados de surtido obtenidos, y por

lo tanto las decisiones a tomar por parte del fabricante y las cadenas tendrán como base la estructura planteada desde un principio mediante el árbol de decisión.

Posteriormente se mencionarán algunos principios dentro de la teoría general sobre los modelos de regresión lineal, mediante los cuales se establecen las mejores prácticas respecto al análisis de surtido que satisfagan las necesidades de los consumidores y en paralelo contribuyan al crecimiento en ventas de los fabricantes y las cadenas de tiendas, quienes son los principales responsables de las decisiones de surtido mediante la optimización de los procesos relacionados a la gerencia de categorías en anaqueles y pasillos de las tiendas.

Para lograr un entendimiento profundo de la información que se está analizando y poder contar con las herramientas necesarias para presentarlo ante sus principales usuarios (fabricantes y cadenas de autoservicio), es necesario conocer la teoría detrás del funcionamiento de los modelos de regresión, las variables que se están considerando y cómo se interpretan los resultados obtenidos.

Aun cuando los modelos utilizados en este proyecto son propiedad de la empresa en donde se labora y existe un proceso definido respecto a los paquetes, la interface y la manera en que deben ser compilados los códigos, se requiere de realizar programación en paquetes estadísticos (SAS) para compilar y parametrizar estos códigos, así como para manejar vía lenguaje SQL las tablas de información de ventas (información de ventas a nivel tienda/semana/código de barras o sku, provenientes de una muestra de tiendas de las cadenas de autoservicios) que a su vez son extraídas por medio de software propio de la empresa. Por lo anterior, resulta indispensable también contar con capacidad analítica y conocimientos de programación para asegurar la correcta interpretación de resultados.

En el tercer capítulo se comenzará por definir la manera en que se interpretan y analizan los resultados obtenidos en general para modelos de surtido de esta índole, específicamente se revisarán los resultados obtenidos para el “fabricante X” dentro de la categoría de lácteos en cuestión, para obtener como resultado final la estrategia recomendada que habrá de optimizar las ventas generadas por movimientos en surtido y que como consecuencia pueden garantizar la satisfacción general del consumidor y ofrecer valor mediante la selección equilibrada de surtido dentro de todos los tipos de tiendas analizados.

En el último capítulo correspondiente a las conclusiones, se resumirá la importancia del rol que juegan en la definición del surtido en tiendas tanto fabricantes de productos de consumo masivo como cadenas de autoservicios, ya que ambos son los principales responsables en la determinación de un surtido que satisfaga las necesidades de los distintos perfiles de consumidores que existen hoy en día.

Se podrá notar también que, a pesar de que existen otros métodos dentro de ramas como Machine Learning<sup>1</sup> que pueden ser utilizados para resolver problemas similares, la principal ventaja –y elemento diferenciador- de modelos de surtido como los aquí planteados es que parten de un árbol de decisión, el cual puede ser modificado dependiendo de las necesidades y preguntas de negocio de cada fabricante o categoría en cuestión.

Y es justo a partir de este árbol de donde se generan los resultados de incrementalidad para la toma de decisiones.

Con el objetivo de asegurar resultados efectivos en la ejecución, el seguimiento y la negociación con las cadenas de autoservicios para lograr implantar las decisiones de surtido son piezas claves dentro del proceso general de optimización de surtido en tiendas.

En la sección final de este documento se podrán localizar tanto un glosario de términos utilizados a lo largo del texto y comúnmente en Mercadotecnia e Investigación de Mercados, como las referencias bibliográficas que sirvieron de apoyo para la elaboración del presente trabajo.

Por último, resulta interesante mencionar que, a pesar de que actualmente la aplicación de métodos estadísticos y de optimización en Mercadotecnia e Investigación de Mercado no comprende un terreno naturalmente explorado dentro de la Actuaría, el potencial de aplicación es aún muy alto, ya que en la realidad es posible observar que muchas estrategias de mercado carecen de fundamentos estadísticos sólidos y robustos.

Por lo anterior, este tipo de aprendizajes puede apoyar en la consolidación del liderazgo académico y laboral, ampliando la base de conocimientos y terrenos de aplicación dentro de la Actuaría.

---

<sup>1</sup> Para el lector interesado en ahondar en la teoría de Machine Learning, se recomienda consultar:

Barber, D. (2012). Bayesian Reasoning and Machine Learning.

Murphy, K. P. (2012). Machine Learning: A Probabilistic Perspective. MIT Press.



# Capítulo 1

## Antecedentes y Panorama General

### 1.1 La evolución en la toma de decisiones

En su libro, *“The Paradox of Choice, Why More is Less”*, Barry Schwartz menciona que gran parte del progreso humano se debe a la disminución de tiempo y energía empleada en distintas actividades cotidianas, así como una reducción en el número de procesos para los que se tiene que pensar y tomar decisiones para satisfacer nuestras principales necesidades. Si bien la experiencia de compra en general es una actividad que en las últimas décadas se ha tornado cada vez más común y rutinaria, anteriormente la oferta de variedades era reducida, y por lo tanto el tiempo empleado en considerar todas estas variedades era mínimo. Ahora, las personas son expuestas a un número mucho mayor de opciones en prácticamente todos los aspectos o situaciones de la vida.

Lo paradójico respecto a la experiencia de compra en la actualidad, es que aparentemente las personas compran más y con mayor frecuencia, pero lo disfrutan menos, ya que la complejidad detrás de toda decisión de compra disminuye el nivel de satisfacción.

Esta complejidad no solo se percibe al momento de elegir qué productos comprar en un establecimiento, sino en todo tipo de situaciones o decisiones a las que expone a las personas diariamente.

Algunos ejemplos de esto serían: al elegir un tipo de botana de entre cientos de opciones en el pasillo de botanas (papas, palomitas, totopos, con sal, sabor queso, etc.), al elegir una bebida en el anaquel de bebidas o un refrigerador (agua natural, saborizada, vitaminada, jugos, néctares, bebidas refrescantes, bebidas isotónicas, etc.), evaluando artículos electrónicos (aparatos modulares, tipos de bocinas, televisiones con distinta resolución, etc.), comparando servicios de televisión y telefonía (televisión de paga, telefonía celular y telefonía fija), al elegir un seguro (distintos planes de vida, médico, de automóvil), al elegir un plan de retiro, al comprar medicinas (productos disponibles sin necesidad de prescripción médica, con prescripción, medicina alternativa), al someterse a tratamientos u operaciones de belleza (cirugías plásticas, reductivas, etc.), en la búsqueda de trabajo (opciones con planes de

desarrollo y/o crecimiento, por cercanía al hogar, por la posibilidad de viajar, de trabajar desde casa) y una larga lista de actividades o situaciones en donde cada vez es menos probable que las decisiones que se tomen sean simples.

Dependiendo del tipo de producto/servicio y su precio, los riesgos en caso de no hacer la elección correcta pueden ser mayores.

Muchos de estos productos o servicios incluso permiten la personalización de la elección, con el objetivo de que no exista una limitación al momento de elegir lo que más convenga, como por ejemplo, la posibilidad de elegir o diseñar planes de estudio personalizados en una carrera universitaria.

Al preguntar sobre la diferencia entre contar con muchas o pocas alternativas, es común que las personas prefieran contar con un abanico de opciones y soluciones, y es por esto que la apertura en la oferta no es precisamente mala, sino simplemente es otro tema por el cual preocuparse. Lo que acaba por desgastar al consumidor, es el efecto acumulativo de todas las decisiones que éste toma.

De acuerdo con lo que plantea Barry Schwartz, la mayoría de las buenas decisiones deben de considerar los siguientes pasos:

1. Determinar la meta o metas a cumplir.
2. Evaluar la importancia de cada meta.
3. Enlistar las opciones.
4. Evaluar qué tanto cada opción satisface las metas.
5. Elegir la opción ganadora.
6. Posteriormente y con base en las consecuencias de la elección, modificar las metas, la importancia que se les está dando y la manera de evaluar las posibilidades futuras.

El problema es que llevar a cabo estos pasos para todas o la mayoría de las decisiones que se toman implica mucho tiempo y esfuerzo.

Respecto a la manera en que los individuos comúnmente toman decisiones, el psicólogo ganador del Premio Nobel Daniel Kahneman y sus colegas, han demostrado que las impresiones de experiencias del pasado están determinadas por dos principales factores: cuál fue el sentimiento en el momento cumbre de la experiencia (bueno o malo), y cuál fue el sentimiento al final (Schwartz, 2004). Por ejemplo, unas vacaciones de una semana de duración que

terminaron con un evento espectacular serían recordadas más placenteramente que unas vacaciones de tres semanas de duración que no terminaron con un evento de igual magnitud.

A partir de este resumen de impresiones “cumbre-final” (“peak-end”), la disponibilidad de información y la capacidad de recopilar información de calidad entre los miles de estímulos a los que una persona es expuesta diariamente (anécdotas, anuncios, comerciales de televisión, etc.), es como se puede ver influenciada la toma de decisiones.

Kahneman también plantea mediante la teoría de prospección que el impacto provocado por pérdidas siempre es mayor al impacto por ganancias equivalentes a estas pérdidas, y por lo mismo muchas veces es preferible evitar en lo posible riesgos al evaluar las consecuencias de una decisión. Por lo anterior, al ofrecer un portafolio de productos de consumo o soluciones resulta crucial otorgar suficientes opciones para mitigar en lo posible la aversión al riesgo que predomina en las personas.

En un entorno competitivo del mercado de productos de consumo masivo, es necesario considerar las distintas acciones que tanto fabricantes como las cadenas de autoservicios llevan a cabo para atraer a un consumidor, como son ofertas especiales, descuentos, exhibiciones, etc.

Muchas veces es sólo una cuestión de poner atención a la manera en que se promueven o presentan los productos; por ejemplo, el peso desproporcionado que se le puede dar al hecho de que un yogurt sea 5% grasa o 95% libre de grasa. La gente suele pensar que el yogurt 95% libre de grasa es una opción más saludable que un yogurt con 5% grasa, cuando en realidad se está hablando de lo mismo.

## **1.2 Importancia de la estrategia de surtido**

En la actualidad, el desarrollo de las categorías de productos de consumo masivo dentro de los pasillos y/o anaqueles de las tiendas, ya sea en supermercados o en tiendas tradicionales, se ha convertido en un tema sumamente complejo en términos de las opciones ante las cuales un consumidor es presentado. Los nuevos productos y/o variedades que son lanzadas al mercado, en ocasiones convierten la decisión de compra en un proceso mucho más complicado de lo que hace unas décadas representaba.

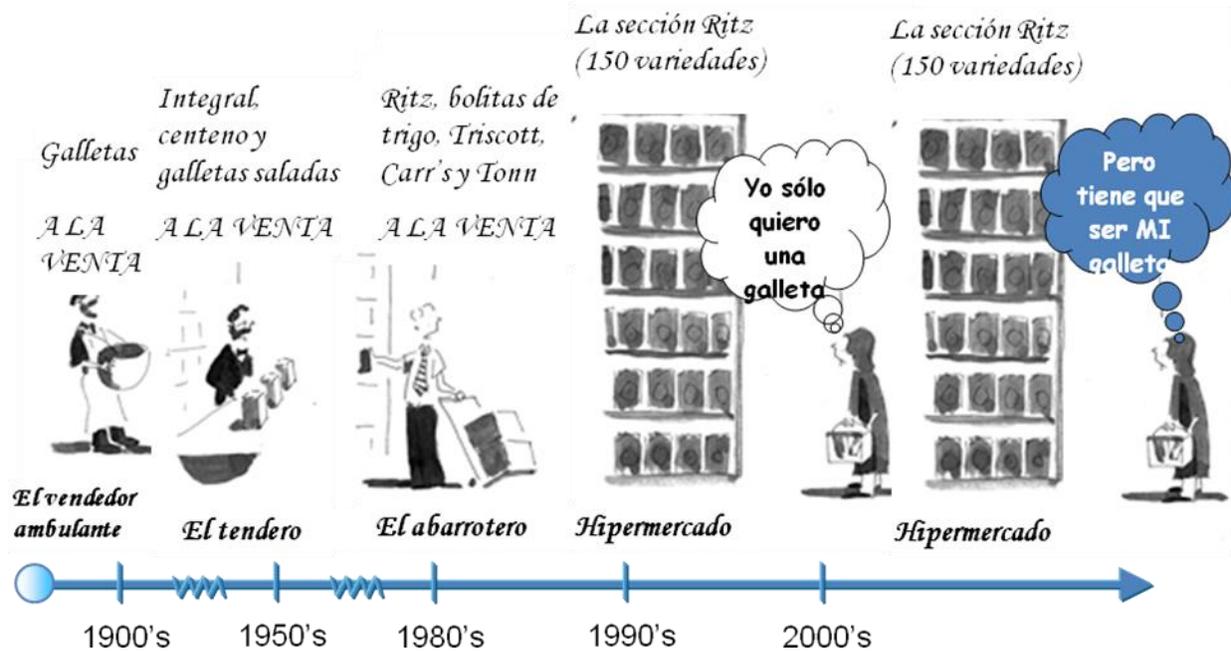
Para ejemplificar más a detalle lo anterior, cabe mencionar que durante 2008-2010 el número de productos de categorías de consumo masivo disponibles en el mercado mexicano era de aproximadamente 225,000. De todos estos productos disponibles, una tienda en promedio

maneja alrededor de 12,000, y de estos últimos solamente 250 distintos productos en promedio llegan al hogar.

De aquí la importancia de la pregunta *¿de qué manera se puede cubrir efectivamente las necesidades particulares de millones de hogares?*

Es por esto que la decisión por parte de un fabricante sobre cuál es el mejor surtido que puede ofrecer a los consumidores sea un tema crucial, con el principal objetivo de satisfacer exitosamente las necesidades de la mayoría de los consumidores mexicanos.

### 1. Evolución del surtido



Fuente: Nielsen EU, Entrevistas a Cadenas de Autoservicio, enero 2010; caricatura: Tom Fishburne, Brand Camp, 2009.

#### 1.2.1 Caso Wal Mart Estados Unidos

Un ejemplo real en donde se puede ver la importancia de las decisiones de surtido y sus consecuencias es lo que impactó a la cadena de autoservicios Wal Mart en Estados Unidos después de la crisis de 2008-2009.

Con el objetivo de reducir costos y aumentar su rentabilidad, al igual que algunas otras cadenas alrededor del mundo como ASDA (abreviación de *Asquith and Dairies*) y Tesco en el Reino

Unido y Mercadona en España, a mediados de 2009 Wal Mart tomó la decisión de reducir su surtido, y lo llevó a cabo en un 12%. El resultado de esto fue que las ventas de la cadena no aumentaron al mismo nivel que otros tipos de tiendas como por ejemplo, las Farmacias, quienes crecieron 1.5% de un año a otro, mientras que Wal Mart creció solamente 0.2%.

Incluso al comparar los crecimientos de Wal Mart EU de 2004 a 2009 año con año a tiendas constantes (es decir, considerando el mismo grupo de tiendas todos los años), el 2009 fue el único año en el que las ventas se redujeron (-0.7%); habiendo presentado anteriormente crecimientos de 3.3% (2004), 3.4% (2005), 1.9% (2006), 1.0% (2007) y 3.2% (2008).

Como consecuencia de esta reducción en surtido, Wal Mart perdió consumidores que al no encontrar productos específicos en el surtido de sus tiendas, fueron a otras tiendas en busca de estos productos y por lo tanto, también llevaron a cabo compras de productos de otras categorías que hubieran sido compradas en la tienda Wal Mart.

La cadena reconoció que había cortado demasiado el surtido y por lo tanto regresaron con los fabricantes para en conjunto tomar decisiones que les ayudaran a establecer un equilibrio entre los tipos de productos que debían considerar en el surtido considerando tanto productos con altos niveles de ventas, como productos de nicho.

### **1.3 Antecedentes de la categoría en México**

Dentro de la categoría de lácteos considerada en este trabajo, el desempeño en anaqueles y productos de los fabricantes se ha comportado de una manera sumamente dinámica durante los últimos tres años (2008, 2009 y 2010).

La entrada de nuevas marcas en distintos niveles de precio y en distintos segmentos, ha dado como consecuencia que en la actualidad el surtido sea muy amplio, y por lo tanto se haya convertido en un tema de vital importancia para todo competidor que quiera considerarse un jugador clave dentro de la categoría.

Hoy en día, existen distintos modelos estadísticos de investigación de mercado que permiten analizar el surtido de la categoría o el portafolio de un fabricante desde un punto de vista mucho más robusto y analítico, en contraste con los métodos tradicionales de análisis de surtido. Esto conlleva al diseño de estrategias de mercado más eficientes que consideran no sólo el desempeño en ventas de cada producto sino la interacción de todos los jugadores en el anaquel, y por lo tanto a la búsqueda de una solución que permita asegurar ganancias pero de

igual forma que mantenga un equilibrio en el surtido para que éste siga siendo atractivo a los ojos del consumidor regular de este producto lácteo.

Ante el reciente crecimiento de otras marcas de la competencia y la estrategia de precios bajos que ha mostrado la tendencia, existe un interés por parte del 'fabricante X' en evaluar el surtido de su portafolio y el de la categoría desde un punto de vista estadístico que le permita tener una visión más precisa y detallada del mercado, y por consiguiente diseñar una estrategia que en conjunto con las cadenas de autoservicio le permita asegurar un desempeño creciente en ventas que satisfaga tanto al fabricante como a las tiendas.

Por lo anterior, se propuso realizar un análisis a nivel categoría y a nivel portafolio del 'fabricante X' con base en los resultados de un modelo estadístico de regresión que considere los elementos clave del surtido en la actualidad para todos los productos que participan en el anaquel de estos lácteos (tipo de tienda, promociones, estacionalidad, ventas, número de items, etc.); y por lo tanto aporte visibilidad a la toma de decisiones estratégicas en los distintos formatos de tienda de las cadenas de autoservicio a nivel nacional.

### **1.3.1 Panorama general del mercado y situación del fabricante**

Hace aproximadamente 10 años, la oferta de esta categoría de lácteos dentro de las tiendas era mucho más simple, al momento de comprar, un consumidor tenía la opción de elegir entre una variedad líquida y sólida, o entre natural y de algún sabor. Actualmente esta situación ha cambiado de manera radical, no solo se observa un incremento en el espacio ocupado por esta categoría en la zona de refrigerados, sino que además el surtido se ha incrementado y se han creado nuevos segmentos especializados dentro de la categoría (funcional, light, infantil, etc.).

Ahora, además de elegir entre una variedad líquida o sólida, un consumidor tiene que considerar si lo que necesita es una variedad regular, funcional, light, natural, con frutas, con lactobacilos, etc.

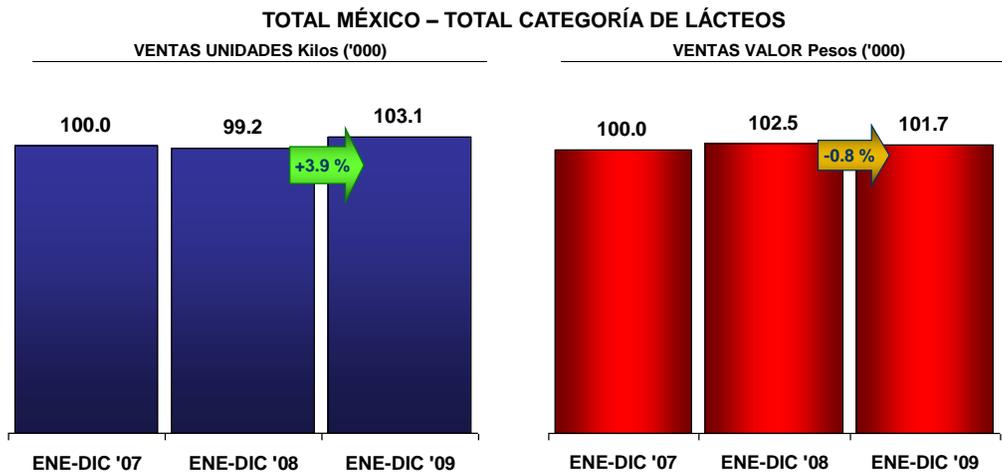
A esto además habría que sumarle otras variables que influyen la elección, como lo son el precio, las promociones, la disponibilidad de variedades y el tipo/formato de tienda.

El análisis principal presentado en este documento se enfoca principalmente en las variables que corresponden al tema de surtido, es decir, aquellas que están relacionadas con la presencia de los productos en el anaquel y el análisis de las distintas combinaciones de productos. Idealmente el resultado obtenido debe ser un surtido óptimo que beneficie en una primera instancia al consumidor, y como consecuencia esto se vea reflejado en un incremento en ventas

tanto para la categoría de lácteos en general, como para los fabricantes que decidan considerar una revisión en su propia estrategia de surtido para capitalizar los distintos momentos de consumo y preferencias dentro de la categoría.

Al analizar las ventas de la categoría de lácteos en cuestión, en la Figura 2 primeramente se observa una contracción en las ventas valor al comparar 2008 vs 2007 (-1%); mientras que para el 2009 se presentó un incremento en ventas volumen del 4%. Las variaciones anuales en ventas valor mantuvieron un desempeño estable.

## 2. Ventas Categoría

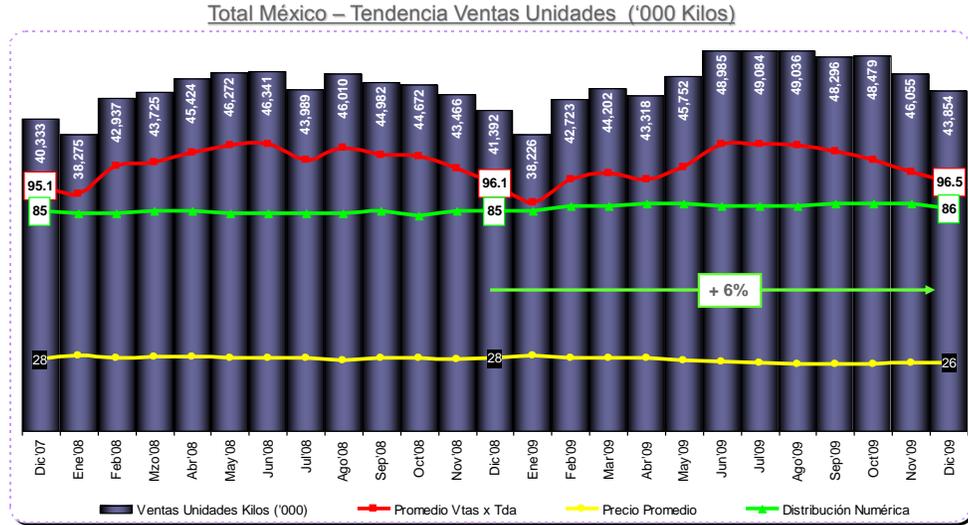


TOTAL MÉXICO – ÍNDICE DE VENTAS UNIDADES Y VALOR – CRECIMIENTO O CAÍDA VS. RY ANTERIOR – RY DIC/ENE

*Fuente: Elaboración propia con base en información de venta en tiendas de la categoría en cuestión.*

A partir del mes de junio de 2009 (Figura 3) es cuando la categoría presenta su mejor desempeño en ventas. La reducción del precio promedio podría ser factor para incrementar la demanda de la categoría, es decir, el promedio de unidades vendidas por tienda.

### 3. Tendencia de ventas categoría en kilos



RIE – T. MÉXICO – Ventas Unidades Kilos ('000), Promedio de vtas. por tienda al mes Kilos ('000), Dist. Numérica y Precio Promedio

Fuente: Elaboración propia con base en información de venta en tiendas de la categoría en cuestión.

Paralelamente, al analizar el consumo dentro de los hogares mexicanos en las Figuras 4a y 4b, en el último año la categoría muestra un cambio importante. La penetración de esta categoría dentro del hogar ha aumentado alrededor de 10%, para alcanzar un nivel de 72.5% en diciembre de 2009.

#### 4a. Frecuencia de compra y compras kilos en hogares



Fuente: Elaboración propia con base en información de consumo en hogares de la categoría en cuestión.

**5b. Penetración, tasa e intensidad de compras en hogares**

Total Categoría	ENE '09	DIC '09	% DIF.
Penetración	65.8	72.5	10.2
Vol. de Compras	23.883	31.672	32.6
Tasa de Compra	2.2	2.7	22.7
Intensidad	0.6	0.7	16.7
Intensidad	1.1	1.1	0.0

NIELSEN HOMESCAN – T. MÉXICO – COMPRAS, FRECUENCIA / PENETRACIÓN E INTENSIDAD

Fuente: Elaboración propia con base en información de consumo en hogares de la categoría en cuestión.

En términos de participación de mercado (Figura 6), el fabricante X ocupa el 2º lugar en unidades de venta, mientras que el líder- quien ha impulsado el crecimiento alcanzado por la categoría- es el fabricante Y, alcanzando su mayor participación para finales del 2009.

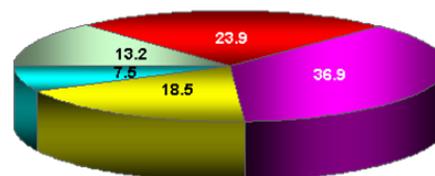
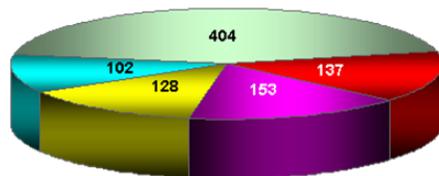
Asimismo, el fabricante X también ocupa el 2º lugar en número de variedades o productos (skus) activos en comparación con sus demás competidores.

**6. Número de skus y participación de mercado**

**NRI. T. Categoría. Grandes Cadenas de Autoservicio**

**Numero de Skus Activos Durante RY'09**

**Participación Volumen RY'09**



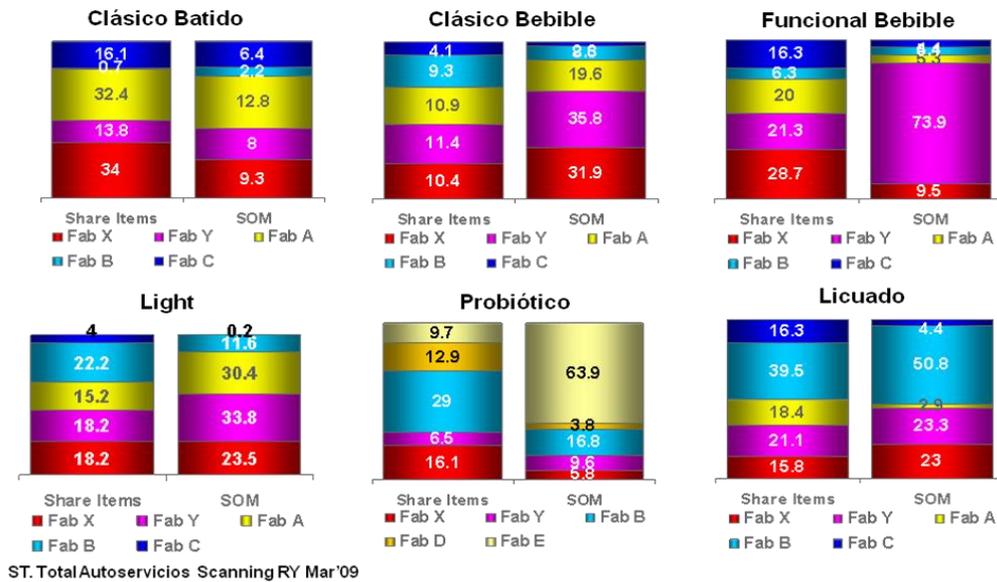
Otros Fab  
 Fabricante X  
 Fabricante Y  
 Fabricante A  
 Fabricante B

Fuente: Elaboración propia con base en información de venta en tiendas de la categoría en cuestión.

Debido a la diferenciación en términos de formato, contenido de ingredientes, beneficios y público objetivo, la categoría de lácteos se encuentra conformada por los siguientes segmentos: Clásico Batido, Clásico Bebible, Funcional Batido, Funcional Bebible, Infantil Bebible, Infantil Petit Suisse, Licuado, Light y Probiótico.

En la Figura 7 es posible observar, para cada segmento, cuál es la participación de mercado por Fabricante en términos de números de skus (ítems) y en términos de ventas volumen.

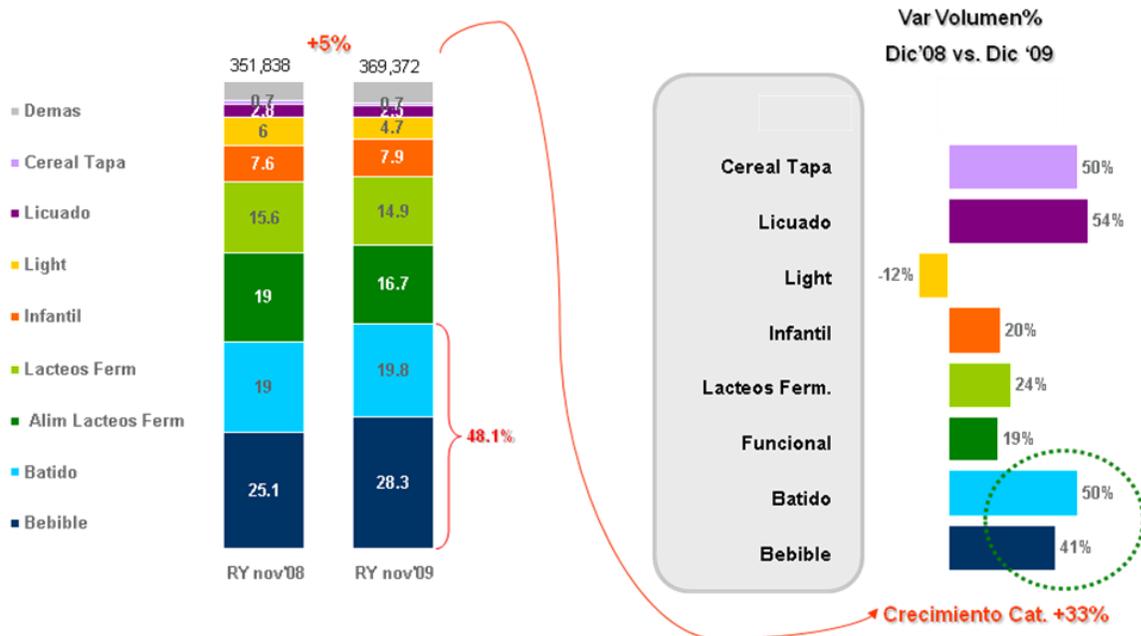
### 7. Estructura de ventas por Fabricante



Fuente: Elaboración propia con base en información de venta en tiendas de la categoría en cuestión.

Los segmentos Bebible y Batido son los segmentos que impulsan el crecimiento de la categoría principalmente en el último año (Figura 8), aportando prácticamente la mitad de las ventas de la categoría. Incluso comparando los periodos de diciembre 2009 contra diciembre 2008, el crecimiento de la categoría es mayor (33%).

### 8. Estructura de ventas y crecimiento por segmento

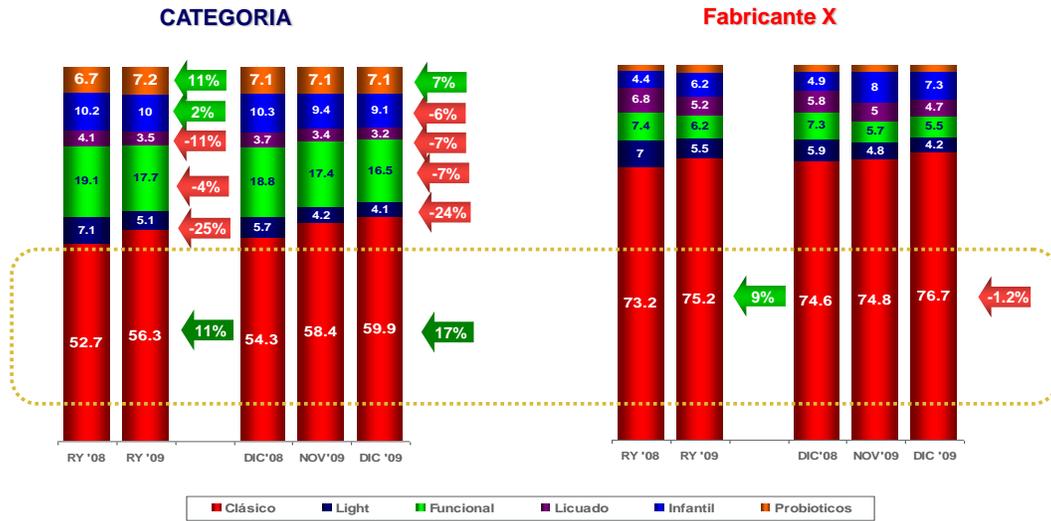


Fuente: Elaboración propia con base en información de venta en tiendas de las categorías en cuestión.

En la Figura 9 es posible confirmar que Clásico es el segmento de mayor venta para la categoría haciendo el 56% de las ventas, mientras para el Fabricante X este segmento representa el 77% de su volumen.

### 9. Estructura de ventas en kilos para Categoría y Fabricante por segmento

#### TOTAL MEXICO – ESTRUCTURA POR SEGMENTO Unidades Kilos ('000)



RIE – T. MÉXICO – ESTRUCTURA POR SEGMENTO VTAS. UNIDADES Kilos ('000) – TOTAL CATEGORÍA

Fuente: Elaboración propia con base en información de venta en tiendas de la categoría en cuestión.

Con el objetivo principal de capitalizar el crecimiento de la categoría e incrementar la importancia del fabricante X en el anaquel competitivo, surge la necesidad de determinar una estrategia óptima de surtido que considere las diferencias entre los distintos segmentos y que permita maximizar sus ventas, ofreciendo un surtido que a su vez favorezca las ventas de la categoría en general.

# Capítulo 2

## Metodología del modelo de surtido

En este capítulo se revisará la metodología general de la solución de surtido propuesta al fabricante X, incluyendo los principales conceptos y métodos que fueron utilizados.

A partir de la necesidad de evaluación del surtido del portafolio del fabricante X y del surtido de la categoría de lácteos en cuestión, se propuso llevar a cabo un proyecto utilizando el modelo estadístico para analizar surtido, dicho modelo es propietario de la empresa en la que se labora.

De manera general, el origen del proceso es llevado a cabo de la siguiente forma:

Partiendo de una estructura de árbol de decisión considerando el enfoque tanto de la categoría como del fabricante, este modelo utiliza observaciones a nivel tienda/semana/sku para considerar: por un lado, las ventas de cada producto perteneciente al portafolio evaluado, así como el número de unidades de cada producto contenidas en los distintos niveles del árbol previamente definido que se estén contemplando para el modelo (categoría, segmento, marca, tamaño, etc).

### 2.1 Definición de árbol de decisión

Los árboles de decisión son herramientas excelentes para ayudar a realizar elecciones adecuadas entre muchas posibilidades. Su estructura permite seleccionar una y otra vez diferentes opciones para explorar las diferentes alternativas posibles de decisión.

Los árboles de decisión son guías jerárquicas multi-vía donde los valores de las características son el criterio diagnóstico para ir definiendo el camino óptimo para lograr un objetivo determinado.

La jerarquía se refiere a que la toma de una decisión o camino lleva a otra, hasta que todos los factores o características involucradas se hayan tomado en cuenta. Es multi-vía porque pueden existir más de dos opciones y es una guía porque al responder una pregunta se llega a una decisión (Rossiter, 1997).

Las ventajas de un árbol de decisión son:

- Permiten considerar valores discretos y continuos.
- Facilita el diseño de algoritmos eficientes para el procesamiento de datos.
- Pueden ayudar a manejar la variabilidad contenida en una base de datos.
- Resume los ejemplos de partida, permitiendo la clasificación de nuevos casos siempre y cuando no existan modificaciones sustanciales en las condiciones bajo las cuales se generaron los ejemplos que sirvieron para su construcción.
- Facilita la interpretación de la decisión adoptada.
- Explica el comportamiento respecto a una determinada tarea de decisión.
- Reduce el número de variables independientes.
- Es una magnífica herramienta para el control de la gestión empresarial.

Algunos ejemplos de aplicaciones del árbol de decisión: en diagnósticos médicos, en análisis de riesgo crediticio, como clasificador de objetos (Tan, 1993), en búsqueda binaria, en sistemas expertos, para árboles de juego, etc.

### **2.1.1 Árbol de Decisión del Consumidor**

El árbol de Decisión del Consumidor (CDT por sus siglas en inglés), es un concepto comúnmente utilizado entre los expertos en Gerencia de Categorías y describe la manera en que los consumidores toman la decisión de comprar un producto de cierta categoría en particular, así como su comportamiento al momento de intercambiar productos o decidir comprar un producto sobre otro.

Para definir un CDT, se puede comenzar por analizar la lealtad de los consumidores o utilizar variables de consumo en hogares en caso de contar con este tipo de información, con el objetivo de analizar las decisiones de los consumidores y los intercambios de productos que realizan. Posteriormente se puede emplear análisis estadístico de conglomerados (también llamado análisis de clusters) para crear grupos de productos e identificar atributos en común que determinen segmentos y sub-segmentos de productos, es decir, los niveles del árbol.

También es posible definir un CDT por medio de entrevistas a consumidores, en donde es posible diseñar preguntas específicas de preferencias de compra, atributos de la categoría, etc; y con base en las respuestas se determinarían los distintos niveles del árbol.

En el caso específico de un análisis de surtido, un CDT también puede ser definido a partir de la dinámica observada en el anaquel de la categoría en cuestión; a partir del acomodo de los productos se pueden ir determinando los distintos niveles del árbol que describan de mejor manera los impactos en cada nivel por las decisiones de surtido ejecutadas (DemandTec, 2009).

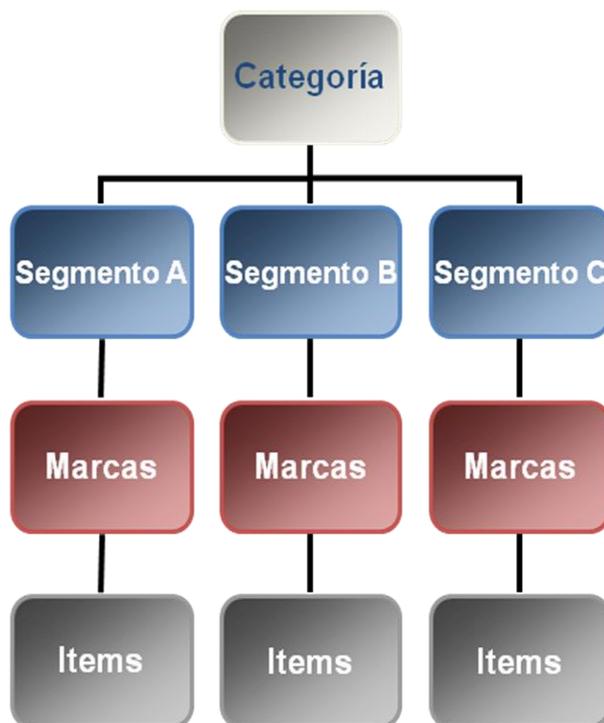
## 2.1.2 Árbol jerárquico para la categoría y el fabricante

Con el objetivo de analizar la información de una manera estructurada y obtener los impactos por movimientos en el surtido de manera precisa, primeramente es necesario comenzar a trabajar con la información para segmentarla siguiendo la jerarquía de la categoría por medio de un árbol de decisión, de tal forma que se pueda ir analizando de lo más general a lo particular.

Cabe mencionar que no hay una estructura definida para todo análisis de surtido que se desee evaluar, se tiene que definir caso por caso y dependerá principalmente de la categoría en cuestión, del acomodo de los productos de la categoría en el anaquel dentro de una tienda y de las preguntas de negocio por parte de cada fabricante o cadena de autoservicio.

Un ejemplo de árbol de decisión para una categoría determinada sería el siguiente:

10. Árbol de decisión para la categoría



*Fuente: Elaboración propia como ejemplo de árbol de decisión a nivel categoría*

Considerando que el objetivo del fabricante X no solamente es determinar una estrategia óptima de surtido para su propio portafolio, sino también dar recomendaciones que apoyen al crecimiento de la categoría mediante movimientos de surtido de la competencia, es necesario definir 2 árboles de decisión: uno para el surtido del fabricante X y otro para la categoría de Lácteos.

Independientemente del número de niveles que se definan, el árbol de decisión para el fabricante debe llegar al nivel mínimo, es decir, a nivel ítem (sku), ya que después de conocer los impactos de sus propios movimientos en surtido, el fabricante tiene control total sobre las decisiones de movimientos en surtido.

En el caso del árbol de decisión para la categoría, éste no necesariamente tiene que llegar al nivel mínimo (nivel sku), ya que al tratarse de información tanto propia como de la competencia, no se tiene control total sobre los movimientos en surtido, y por lo tanto las recomendaciones que se pueden dar tienen un carácter más estratégico. El nivel mínimo de un árbol a nivel categoría puede ser un rango de tamaños, sabores, empaque, etc.

En la figura 9, el árbol de decisión para la categoría consta de 3 niveles: segmento, marcas e ítems (skus).

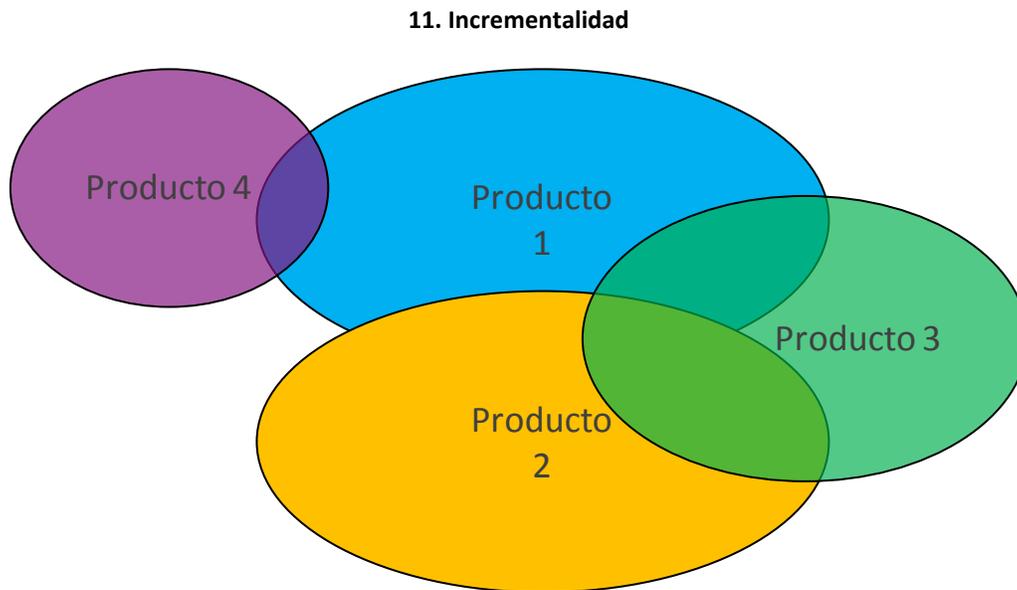
## **2.2 Concepto de Incrementalidad**

Recuérdese que el objetivo principal del modelo de surtido es identificar productos o segmentos dentro de una categoría que ofrezcan valor.

Es por esto que resulta crucial definir una medida que permita comparar de manera clara y eficaz el valor que otorga cada elemento dentro de los distintos niveles para los dos árboles en cuestión: fabricante y categoría.

El valor que otorga cada uno de los elementos no dependerá únicamente de las ventas que aporte en su respectivo nivel del árbol (segmento, tamaño, marca, etc.), sino también de la interacción en ventas contra los otros elementos del mismo nivel al que pertenece. Es decir, es natural que al introducir un nuevo producto dentro del portafolio, las ventas de éste producto no serán totalmente independientes a las ventas de los demás, ya que al ser parte de un mismo entorno competitivo la probabilidad de que haya intercambio de productos por parte de los consumidores existe, y hablando de productos de una misma línea o un mismo portafolio, a esto se le denomina canibalización.

Lo anterior se ejemplifica mejor con la siguiente gráfica (Figura 11):



*Fuente: Elaboración propia como ejemplo de interacciones entre productos de un mismo fabricante. Supone el efecto que provocaría la entrada del Producto 3 o el Producto 4 a un portafolio de productos conformado por el Producto 1 y el Producto 2.*

Los Productos 1 y 2 pertenecen a una línea de productos actual, y se busca catalogar un nuevo producto dentro de la línea que incremente las ventas del portafolio, y por lo tanto, aporte más valor.

Considerando que el tamaño de las figuras de los productos representa su respectivo nivel de ventas en el mercado, el Producto 3 vendería más que el Producto 4 de manera individual.

Sin embargo, catalogar el Producto 3 implicaría obtener un menor impacto positivo a total portafolio que si se catalogara el Producto 4, debido a que hay mayor interacción del Producto 3 con los productos actuales 1 y 2, y por lo tanto, habría mayor canibalización (la interacción entre productos está representada por el área de intersección entre figuras). Por lo anterior, el Producto 4 ofrece mayor valor a la línea.

La incrementalidad se refiere a esta capacidad de aportar mayor o menor valor a un nivel del árbol y por consecuencia, al portafolio evaluado en general.

Es por esto que el concepto de incrementalidad toma gran importancia en la ejecución de una estrategia de surtido, ya que anteriormente (aún en la actualidad) estas decisiones no consideraban la incrementalidad y se basaban únicamente en el nivel de ventas de los productos, es decir, el que vende mucho se queda y el que vende poco se va.

Esto último no precisamente es lo más correcto, ya que automáticamente quedarían descartados los productos denominados nicho, es decir, productos con características especiales que son importantes para un determinado sector de la población, pero no necesariamente tienen que ser atractivos para todos los consumidores. Este tipo de productos generalmente venden menos que marcas principales o marcas de tradición, pero aportan mucho valor al portafolio debido a que no canibalizan tanto como otros. Dejando fuera del anaquel este tipo de productos, el riesgo de pérdida de valor para el portafolio es alto, e incluso este riesgo se extiende a otras categorías dentro de una tienda, ya que si un consumidor encuentra el producto en otra tienda, la comodidad de llevar a cabo sus compras en un mismo lugar puede llevarlo a cambiar de tienda, y por lo tanto la tienda que descatalogó ese producto nicho estaría perdiendo ventas importantes de otras categorías.

Las cadenas de autoservicios frecuentemente se encuentran con el reto de proporcionar un nivel alto de variedad que sea atractivo a los compradores y al mismo tiempo optimicen la productividad de los espacios. Esto lleva a una pregunta inevitable *“¿Qué tanta variedad es suficiente?”* (DemandTec, 2009).

Esta ecuación se vuelve aún más compleja cuando las cadenas también se esfuerzan por ajustar la mercancía ante las variaciones en la demanda local, y también por dirigirse a segmentos de compradores específicos. Con base en aprendizajes y experiencia respecto a la demanda de los consumidores, las cadenas descubren que un único surtido ya no encaja en todas las tiendas, y constantemente redefinen los objetivos de una categoría por tienda y por tipo de tienda. Esto conlleva a otra pregunta clave: *“¿Cuál es el surtido más adecuado para los consumidores que compran en esta tienda?”*.

En la actualidad el espacio adecuado en cada tienda –y por lo mismo los precios adecuados –no pueden ser determinados de manera precisa sin entender las implicaciones alrededor de las decisiones en el surtido.

El proceso de gerenciamiento del surtido tradicionalmente se ha reducido a realizar un ranking de los productos en una categoría, considerando su nivel o velocidad de ventas y eliminando los de menor rotación, o los menos productivos en la parte más baja de la lista. El gerente de categoría entonces aplica cierto grado de juicio profesional y experiencia para mantener los productos clave en cuanto a “imagen” o los productos nicho que se encuentran en últimos lugares de la lista, pero en realidad no hay una disciplina para entender exactamente cómo los consumidores reaccionarán cuando estos productos sean eliminados.

Un nuevo enfoque más empírico comienza por alcanzar un entendimiento de la demanda transferible mediante la creación de un modelo analítico. Este acercamiento se distingue por tres rasgos principales: 1) el foco en la variedad vs la duplicación/imitación de productos, 2) determinar la contribución incremental de cada producto a las ventas de la categoría, y 3) el reemplazo o la eliminación de los productos menos incrementales.

De acuerdo a este modelo analítico, la incrementalidad de un producto puede ser determinada con base en el número de opciones “me too” –productos que son muy similares o intercambiables ante la mente del consumidor. Un producto con muchas alternativas “me too”

es por definición menos incremental. En contraste, un producto con pocas alternativas “me too” es la mayoría de las veces más incremental.

Para entender un poco mejor la incrementalidad de un producto, la optimización de surtido está basada en tres dimensiones: los árboles de decisión del consumidor, curvas de incrementalidad y optimizaciones (DemandTec, 2009).

**Árbol de Decisión del Consumidor.** De acuerdo a lo planteado en el apartado 2.1 de este capítulo, el árbol de decisión del consumidor describe la manera en que los consumidores toman la decisión de comprar un producto de la categoría en particular y su comportamiento al momento de intercambiar productos.

**Curvas de incrementalidad.** Resultan de la aplicación de modelaje de demanda. Los inputs principales son el número de skus e información de demanda en ventas. Posteriormente una regresión lineal es empleada para cuantificar la demanda transferible entre segmentos y sub-segmentos de productos.

**Optimización.** Los objetivos pueden ser establecidos en términos de ventas incrementales, ganancia en valor, número de skus, etc. Estas variables estarán asociadas a objetivos y restricciones definidas mediante la estrategia de la cadena de autoservicio y el rol de la categoría, segmento de compradores y/o tipo de tienda.

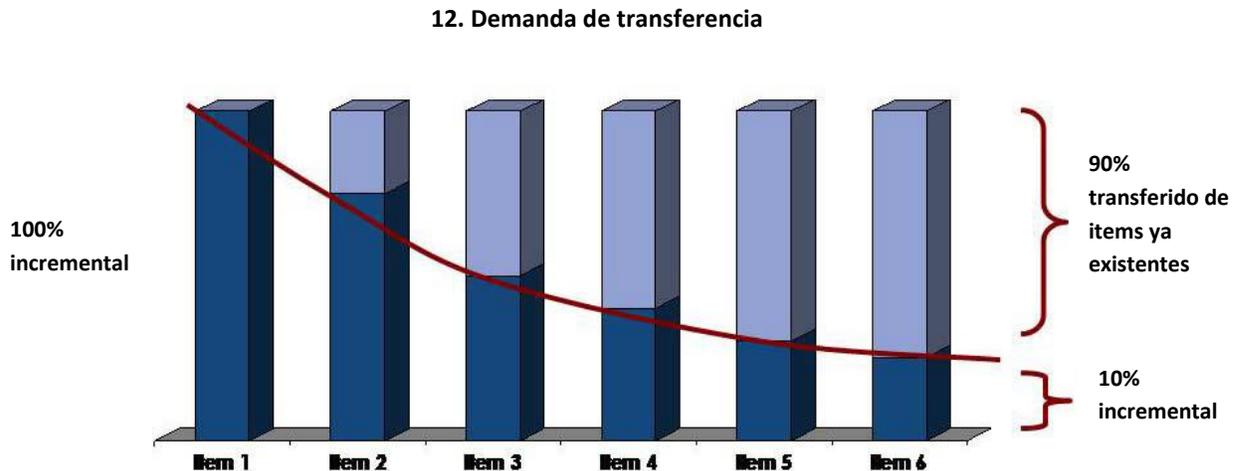
Es importante mencionar que el modelaje se realiza a nivel tienda o grupo de tiendas, dado que cada tienda tiene distintas necesidades de surtido.

*La Incrementalidad proporciona una manera de entender la variedad y la duplicación/imitación.*

Como se ha venido revisando, la pregunta principal en la optimización de surtido es cómo determinar el grado en que un producto es incremental (y por lo tanto contribuye o aporta valor) o no (y por lo tanto es un candidato para quitar o delistar). La respuesta depende de si ese producto agrega variedad o simplemente intenta imitar el rol de otro producto alterno. La incrementalidad de un producto individual no está definida, y depende del surtido en el que es contemplado, lo cual a su vez depende directamente de la manera en que originalmente se plantea el árbol de decisión.

La optimización de surtido realiza un análisis de las transacciones del consumidor en el punto de venta para encontrar ejemplos en donde productos hayan sido delistados o su distribución haya disminuido. La comparación de la caída en ventas del producto con la caída en ventas a nivel categoría, segmento o sub-segmento permite al modelo determinar qué tan incremental ese producto era para el comportamiento de la categoría.

El modelo permite también entender la situación inversa, en donde un nuevo producto es añadido al surtido. Mientras más similares son los productos añadidos al segmento, hay más transferencias de demanda y canibalización entre productos ya existentes, y por lo tanto la contribución incremental disminuye. En otras palabras, mientras más skus son añadidos a un sub-segmento, estos se vuelven menos incrementales. Cuando un producto es delistado, su volumen es parcial o totalmente re-distribuido en otros productos.



*Fuente: Modificado de (DemandTec, 2009, página 4)*

Como se mencionó anteriormente, la incrementalidad se obtiene a partir de un modelo estadístico que considera el número de skus/productos y las ventas de estos últimos en cada nivel del árbol definido. El proyecto de optimización de surtido para el Fabricante X dentro de una categoría de lácteos utilizó modelos de regresión lineal para obtener los resultados de incrementalidad de cada nivel tanto para la categoría como para el portafolio de productos del Fabricante X.

Este modelaje se llevó a cabo en el paquete estadístico SAS, y fue necesario programar y editar códigos en SQL durante el proceso.

A continuación se revisará de manera general teoría de análisis y modelos de regresión lineal.

## 2.3 Teoría General de Análisis de Regresión Lineal

En los procesos industriales de la actualidad, ya no es posible hablar de “falta de información”.

No importa qué tan simple o trivial pueda ser un proceso, los instrumentos para la medición abundan hoy en día. Estos instrumentos ayudan a medir aspectos como la temperatura, el porcentaje catalítico, la tasa de consumo, presión, etc., dependiendo de las características del proceso en cuestión. Algunas de estas lecturas se encuentran disponibles en intervalos regulares, puede que cada cinco minutos o cada media hora; otros son observados de manera continua. Incluso otro tipo de lecturas están disponibles con un poco de tiempo y esfuerzo extra. Muestras del producto final pueden tomarse en intervalos, y después de analizarlas pueden otorgar medidas para temas como la pureza, porcentaje de rendimiento, brillo, color o cualquier otra propiedad de un producto final que sea importante para el fabricante o el consumidor final.

El análisis de regresión es una técnica que puede ser utilizada en cualquiera de estas situaciones (Draper & Smith, 1998).

El análisis de regresión es una herramienta estadística que utiliza la relación entre dos o más variables cuantitativas de tal forma que sea posible predecir una de ellas a partir de la otra o las otras variables.

Por ejemplo, si se sabe la relación entre las ventas y la inversión en medios de comunicación, es posible predecir las ventas mediante análisis de regresión una vez que el nivel de inversión en medios se encuentre definido.

### Relaciones entre variables

El concepto de una relación entre dos variables, tal como la relación entre el ingreso de una familia y los gastos de la casa, es algo cotidiano. Primeramente es necesario distinguir entre una relación funcional y una relación estadística.

### Relación funcional entre dos variables

Una relación funcional entre dos variables es expresada mediante una fórmula matemática. Si  $X$  es la variable independiente y  $Y$  la variable dependiente, una relación funcional es de la forma:

$$Y = f(X)$$

*Dado un valor particular de  $X$ , la función indica el valor correspondiente de  $Y$ .*

Ejemplo: Considerando una relación entre las ventas en dólares ( $Y$ ) de un producto a un precio determinado y el número de unidades vendidas ( $X$ ). Si el precio de venta es de \$2 dólares por unidad, la relación es expresada mediante la siguiente ecuación:

$$Y = 2X$$

Esta relación funcional se muestra en la Figura 13, en donde se puede ver el número de unidades vendidas y las ventas en valor (dólares) de los tres periodos más recientes (manteniendo un precio constante de \$2)

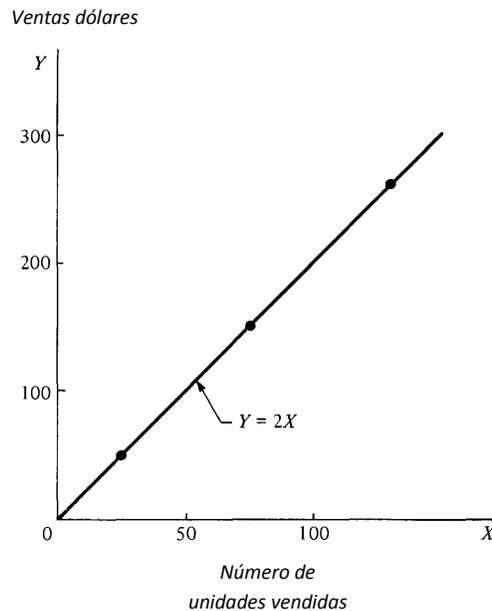
### 13. Ventas en unidades y dólares por periodo.

Periodo	Número de unidades vendidas	Ventas dólares
1	75	\$150
2	25	50
3	130	260

Fuente: Modificado de (Neter, 1983, página 24).

Estas observaciones también se ubican en la Figura 14, donde se puede notar que todas caen directamente en la línea de la relación funcional. Esto es algo característico de todas las relaciones funcionales.

### 14. Ejemplo de una relación funcional



Fuente: Modificado de (Neter, 1983, página 24).

## Relación estadística entre dos variables

A diferencia de una relación funcional, una relación estadística no es una relación perfecta. En general, las observaciones de una relación estadística no caen directamente en la curva de la relación.

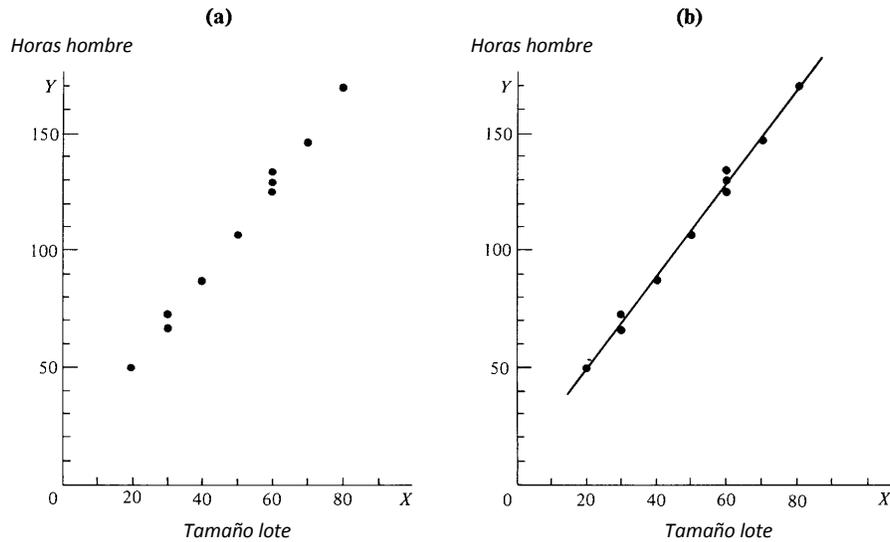
*Ejemplo 1.* Una refacción determinada es fabricada por la compañía Westwood una vez al mes en lotes que varían en tamaño a manera que la demanda fluctúa. La Figura 15 contiene datos del tamaño de lote y número de horas-hombre correspondiente al trabajo de las últimas 10 producciones realizadas bajo condiciones similares. Estos datos aparecen en la Figura 16, en donde las horas-hombre son consideradas como la variable dependiente  $Y$ , y el tamaño del lote como la variable independiente  $X$ .

### 15. Tamaño de lote y no. de horas-hombre por producción.

<i>Producción</i> <i>i</i>	<i>Tamaño lote</i> <i>X<sub>i</sub></i>	<i>Horas hombre</i> <i>Y<sub>i</sub></i>
1	30	73
2	20	50
3	60	128
4	80	170
5	40	87
6	50	108
7	60	135
8	30	69
9	70	148
10	60	132

*Fuente: Modificado de (Neter, 1983, página 36).*

**16. Relación estadística entre el tamaño de lote y el número de horas-hombre –Ejemplo de Compañía Westwood.**



*Fuente: Modificado a español de (Neter, 1983, página 25).*

Esta gráfica claramente sugiere que hay una relación entre el tamaño de lote y el número de horas-hombre, ya que mientras más grande sea el lote, el número de horas hombre tiende a ser mayor. Sin embargo, la relación no es perfecta. Hay una dispersión de puntos que sugiere que cierta parte de la variación en las horas-hombre no está determinada por el tamaño de lote. Por ejemplo, dos producciones (1 y 8) consistieron en 30 refacciones, sin embargo requirieron distinta cantidad de horas-hombre.

Debido a la dispersión de los puntos en la relación estadística, a la Figura 16 arriba se le denomina diagrama de dispersión o gráfica de dispersión (scatter plot). En términos estadísticos, cada punto en el diagrama representa una observación o una prueba.

En esta figura se ha trazado una línea que describe la relación entre las horas-hombre y el tamaño de lote. Indica la tendencia general de cómo varían las horas-hombre ante cambios en el tamaño de lote. Cabe destacar que no todos los puntos caen directamente en la línea de la relación estadística. Esta dispersión de puntos alrededor de la línea representa la variación en horas-hombre que no están asociadas con el tamaño de lote, y que usualmente es considerada de naturaleza aleatoria. Las relaciones estadísticas pueden ser muy útiles, incluso aunque no tengan la precisión de una relación funcional (Neter, 1983).

En cualquier sistema en donde las cantidades de las variables cambien, resulta de interés examinar los efectos que algunas variables ejercen (o parecen ejercer) en otras. Puede que esto se deba a relaciones funcionales simples entre variables; pero en la mayoría de los procesos físicos normalmente no resulta tan simple. En ocasiones existe una relación funcional demasiado complicada de comprender o describir en términos simples.

En estos casos lo que se desea es aproximar esta relación funcional mediante funciones matemáticas simples como los polinomios, que contienen las variables apropiadas y se aproximan a la verdadera función dentro de ciertos límites de rangos de las variables involucradas.

Analizando estas funciones es posible aprender más sobre la verdadera relación detrás, y apreciar los efectos en conjunto y por separado que son producidos por cambios en ciertas variables.

Incluso cuando no exista una relación física sensible entre variables, puede que se busque relacionarlas mediante alguna ecuación matemática determinada. Si bien la ecuación puede no tener sentido físico, puede ser muy valiosa para predecir los valores de algunas variables a partir del conocimiento de otras variables, incluso bajo ciertas restricciones establecidas.

### **Tipos de variables**

En general es posible distinguir entre dos tipos principales de variables. Generalmente éstas se definen como *variables predictivas (o explicativas)* y *variables de respuesta*.

Por *variables predictivas* usualmente se refiere a variables que pueden ser asociadas a un valor deseado (por ejemplo, la temperatura de entrada) o también tomar valores que puedan ser observados pero no controlados (por ejemplo, la temperatura del ambiente). Pueden ser el resultado de cambios realizados deliberadamente, y transmiten un efecto a otras variables, las *variables de respuesta* (por ejemplo, el color final, o la pureza de un producto químico). En general, el objetivo es averiguar cómo los cambios en las variables predictivas afectan los valores de las variables de respuesta. Si es posible descubrir una relación simple o dependencia de una variable de respuesta en solo una o pocas variables predictivas, entonces el análisis ha sido exitoso. La diferencia entre variables predictivas y de respuesta no siempre es completamente clara, y a veces depende de los objetivos que se determinen. Lo que puede ser considerado como una variable de respuesta en la mitad de un proceso, puede también ser considerado como una variable predictiva en relación al color final de un producto, por ejemplo. En la práctica, los roles de las variables generalmente son fácilmente distinguibles.

Otros nombres que frecuentemente se pueden ver son los siguientes:

*Variables predictivas* = variables de entrada = inputs = variables X = regresores = variables independientes = variables explicativas.

*Variables de respuesta* = variables de salida = outputs = variables Y = variables dependientes.

(Draper & Smith, 1998)

## Modelos de regresión y sus aplicaciones

### Conceptos básicos

Un modelo de regresión es un medio formal para expresar dos ingredientes esenciales en una relación estadística:

1. Una tendencia de la variable dependiente  $Y$  de variar junto con la variable o las variables independientes de manera sistemática.
2. Una dispersión de observaciones alrededor de la curva de la relación estadística.

Estas dos características se presentan en un modelo de regresión postulando que:

1. En la población de observaciones asociadas al proceso analizado hay una distribución de probabilidad de  $Y$  para cada nivel de  $X$ .
2. Las medias de estas distribuciones de probabilidad varían de manera sistemática con  $X$ .

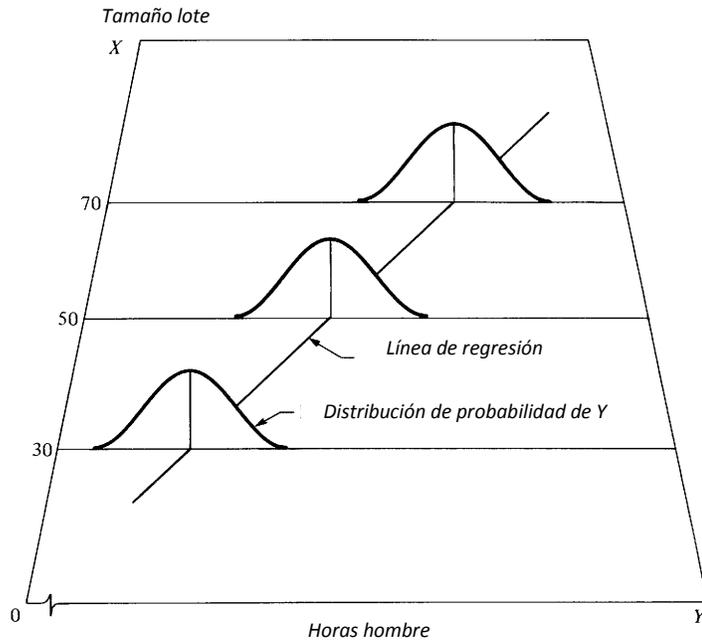
*Ejemplo:* Considere nuevamente el ejemplo de la compañía Westwood. El número de horas-hombre  $Y$  es tratado en un modelo de regresión como una variable aleatoria. Para cada tamaño de lote, está determinada una distribución de probabilidad de  $Y$ . La Figura 16 muestra dicha probabilidad de distribución para  $X = 30$ , que es el tamaño de lote para la primer corrida de producción. El número actual de horas-hombre  $Y$  (73 de acuerdo a la Figura 14) posteriormente es visto como una selección aleatoria de la distribución de probabilidad.

La figura 17 también muestra distribuciones de probabilidad de  $Y$  para los tamaños de lote  $X = 50$  y  $X = 70$ . Cabe notar que las medias de las distribuciones de probabilidad mantienen una relación sistemática al nivel de  $X$ . A esta relación sistemática se le denomina función de regresión de  $Y$  en  $X$ .

A la gráfica de la función de regresión se le denomina curva de regresión. En la Figura 17 la función de regresión es lineal, esto implica que para el ejemplo la media esperada de horas-hombre varía linealmente de acuerdo al tamaño del lote.

No hay una razón a-priori que indique que las horas-hombre tienen que estar relacionadas linealmente con el tamaño de lote. La Figura 18 muestra otro posible modelo de regresión para este ejemplo.

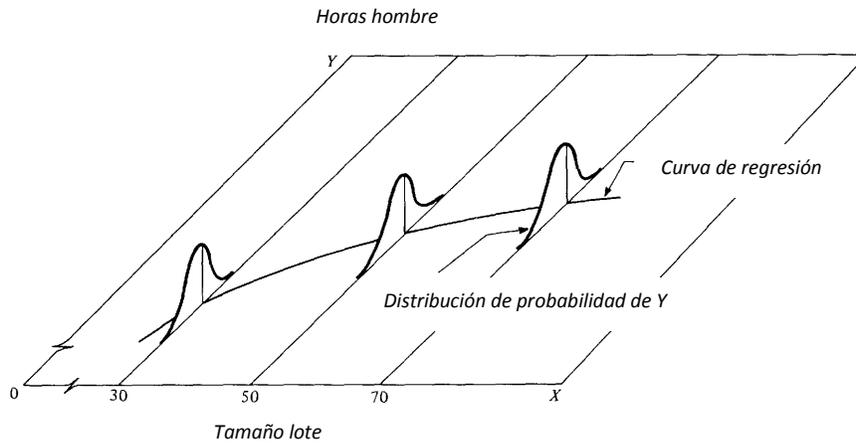
### 17. Representación de un modelo de regresión lineal.



Fuente: Modificado a español de (Neter, 1983, página 27).

En este caso la función de regresión es curvilínea, con una forma que refleja las economías de escala con lotes más grandes. La Figura 18 difiere en orientación de la Gráfica 16 en que los ejes X y Y están graficados convencionalmente en la Figura 18. Si bien esto no permite ver las distribuciones de probabilidad fácilmente, la orientación muestra la curva de regresión en la perspectiva a utilizar de aquí en adelante.

### 18. Representación de un modelo de regresión curvilínea



Fuente: Modificado a español de (Neter, 1983, página 28).

Los modelos de regresión pueden diferir en la forma de la función de regresión, como en las Gráficas 17 y 18, en la forma de las distribuciones de probabilidad de  $Y$  e incluso de otras maneras. Cualquiera que sea la variación, el concepto de distribución de probabilidad de  $Y$  para un  $X$  determinado es la contraparte formal de la dispersión empírica en una relación estadística. De manera similar, la curva de regresión que describe la relación entre las medias de la probabilidad de distribución y  $X$ , es la contraparte a la tendencia general de variación de  $Y$  con  $X$  sistemáticamente en una relación estadística.

### **Modelos de regresión con más de una variable independiente**

Los modelos de regresión pueden contener una o más variables independientes. Por ejemplo:

1. En una aplicación de análisis de regresión correspondiente a 67 oficinas de una cadena financiera de consumidores, el modelo de regresión contemplaba el costo operativo directo del año recién terminado como la variable dependiente, y cuatro variables independientes- monto promedio de los préstamos durante el año, número promedio de préstamos, número total de nuevos préstamos procesados y el índice de salario de la oficina.
2. En un estudio de compra de tractores, la variable dependiente era el volumen (en caballos de fuerza) de compras de tractores en cada territorio de ventas de una firma de maquinaria de granja. Había nueve variables independientes, incluyendo la antigüedad promedio de los tractores en granjas del territorio, número de granjas en el territorio y un índice de cantidad de producción de cultivo en el territorio.
3. En un estudio médico de niños de baja estatura, la variable dependiente era el nivel máximo de hormona del crecimiento. Había 14 variables independientes, incluyendo la edad, sexo, altura, peso y 10 medidas asociadas al pliegue cutáneo.

### **Construcción de modelos de regresión**

**Selección de variables independientes:** Debido a que la realidad se debe reducir a proporciones manejables al momento de construir modelos, solamente un número limitado de variables independientes debe –o debería– ser considerado en un modelo de regresión para la situación de interés. El problema central entonces radica en elegir, para un modelo de regresión determinado, un conjunto de variables independientes que sea óptimo en algún sentido para los propósitos del análisis.

Una consideración muy importante en esta selección es, hasta qué punto una variable elegida contribuye a reducir la variación restante en  $Y$  después de revisar las contribuciones de otras variables independientes que han sido tentativamente incluidas en el modelo de regresión.

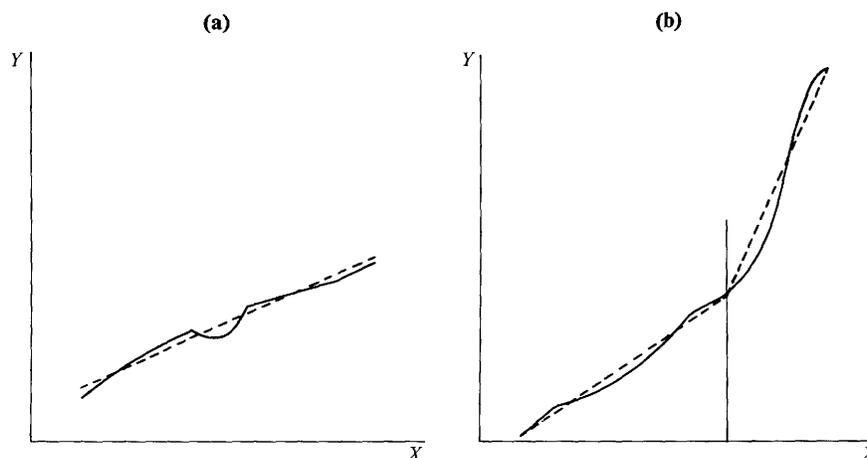
Otras consideraciones toman la importancia de la variable como agente causal en el proceso analizado; el grado en que las observaciones de la variable pueden ser obtenidas de manera más precisa, fácil, práctica o económicamente comparado con otras variables; y el grado en que la variable puede ser fijada a un valor determinado.

**Forma funcional de la ecuación de regresión:** La elección de la forma funcional de la ecuación de regresión está relacionada a la elección de las variables independientes. En ocasiones, la teoría disponible puede indicar la forma funcional apropiada. Aprendizajes teóricos previos, por ejemplo, pueden indicar que la función de regresión que relaciona los costos de unidad de producción al número de veces anteriores que un artículo ha sido producido debería tener una forma específica con propiedades particulares.

Sin embargo, sucede con mayor frecuencia que la forma funcional de la ecuación de regresión no es conocida anticipadamente, y tiene que ser definida una vez que los datos han sido recolectados y analizados. Entonces, funciones de regresión lineal o cuadrada son utilizadas muchas veces como buenas primeras aproximaciones a las funciones de regresión de naturaleza desconocida (Neter, 1983).

Ciertamente, estos tipos de funciones de regresión pueden ser utilizados incluso cuando la teoría indica alguna forma funcional relevante, especialmente cuando la forma conocida es muy compleja pero puede ser razonablemente aproximada a una función de regresión lineal o cuadrada. La Figura 19(a) muestra un caso en donde una función de regresión compleja puede ser aproximada por una función de regresión lineal. La Figura 18(b) muestra un ejemplo en donde dos funciones de regresión lineal pueden ser utilizadas en partes para aproximarse a una función de regresión compleja.

#### 19. Usos de la regresión lineal para aproximar a funciones de regresión complejas.



Fuente: (Neter, 1983, página 30).

**Alcance del modelo:** Al momento de definir un modelo de regresión, normalmente se tiende a restringir la cobertura del modelo a un intervalo o región de valores de la o las variables independientes. El alcance es determinado ya sea por el diseño de la investigación o por el rango de los datos disponibles. Por ejemplo, una compañía que estudia el efecto del precio en

las ventas volumen ha investigado seis niveles de precio, que van desde \$4.95 a \$6.95 dólares. En este caso, el alcance del modelo estaría limitado a niveles cercanos a \$5 y a \$7 dólares. La forma de la función de regresión estaría en duda fuera de este rango porque la investigación no arrojó evidencia de la naturaleza de la relación estadística por debajo de \$4.95 y por arriba de \$6.95.

### **Aplicaciones del modelo de regresión**

El análisis de regresión sirve para tres propósitos principales: *a) descripción, b) control y c) predicción*, tal como se ha visto en los ejemplos aquí planteados.

El estudio de la compra de tractores el propósito fue *descriptivo*. En el estudio de las oficinas de la cadena financiera para costos operativos, el propósito fue de *control* administrativo; este manejo fue posible mediante el desarrollo de una relación estadística ejecutable entre los costos y las variables independientes en el sistema, para fijar costos estándar a cada oficina perteneciente a la compañía.

En el estudio médico de la estatura baja de niños, el propósito fue *predictivo*. Especialistas fueron capaces de utilizar una relación estadística para predecir las deficiencias en la hormona de crecimiento en niños con estatura baja utilizando medidas simples de los niños.

En la práctica, es común que exista una superposición de varios propósitos en el análisis de regresión. El ejemplo de tamaños de lotes de la compañía Westwood demuestra lo anterior.

Aprendizajes de la relación entre el tamaño de lote y las horas-hombre en producciones pasadas permite plantear la predicción de los requerimientos horas-hombre para la próxima corrida de producción dado un tamaño de lote, con el propósito de estimar costos y programación de la producción. Después de completar la corrida de producción, la gerencia puede comparar las horas-hombre actuales contra las horas que se predijeron propósitos de control administrativo (Neter, 1983).

### **Significado de un Modelo Lineal**

Cuando un modelo se define como lineal o no lineal, esto se refiere a esas características observadas en los parámetros. El valor de la potencia más alta a la que una variable predictiva es elevada en el modelo es denominado como el *orden del modelo*. Por ejemplo:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \beta_{11} X^2 + \epsilon$$

es un modelo de regresión lineal de segundo orden (en  $X$ ). A menos que un modelo sea específicamente nombrado como no lineal se puede asumir que es lineal en los parámetros, y la palabra lineal es usualmente omitida y comprendida. El orden del modelo puede ser de cualquier tamaño. Notación de la forma  $\beta_{11}$  es generalmente utilizada en modelos polinomiales;  $\beta_1$  es el parámetro asociado a  $X$  mientras  $\beta_{11}$  es el parámetro asociado a  $X^2 = XX$ .<sup>2</sup>

## 2.4 Modelos de regresión como parte de la solución de surtido

A partir de las definiciones que se han revisado en el presente capítulo y la teoría general de análisis de regresión, a continuación se define cuál es el proceso y los métodos considerados dentro de la solución de surtido planteada para el fabricante  $X$  de la categoría de lácteos.

### 2.4.1 Ventas baseline

**Definición:** *Las Ventas Base o Baseline son las ventas esperadas en ausencia de una promoción.*

Es decir, cuál es el volumen de ventas que un producto o una marca lograría sin presencia de actividad promocional (reducciones de precio, carteles, exhibiciones, demostradoras, cupones, etc.).

Las ventas baseline se han convertido en uno de los métodos más comunes para medir el efecto incremental de variables de marketing sobre las ventas de un producto, marca ó categoría; particularmente efectos por promociones.

Con la creciente importancia del concepto baseline para la medición de efectos de marketing, resulta necesario desarrollar una definición precisa de las ventas baseline y determinar qué mide.

Baseline es la predicción a través de series de tiempo de las ventas volumen no promocionadas, para estimar las ventas esperadas de cada producto/item en cada tienda/semana sin la influencia de actividad promocional.

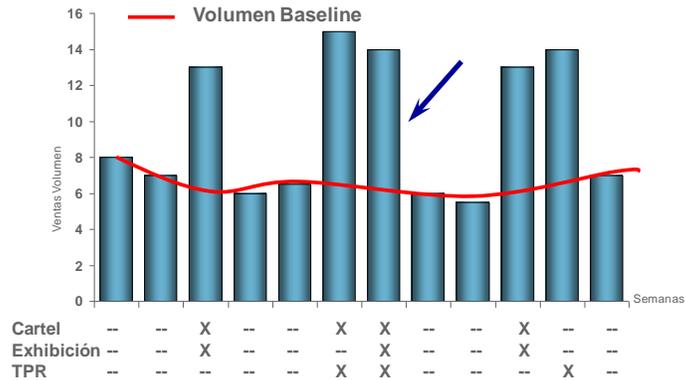
---

<sup>2</sup> Para el lector interesado en ahondar en el estudio de este tipo de modelos, puede consultar:

Draper, N. R., & Smith, H. (1998). *Applied Regression Analysis* (3a ed.). Estados Unidos: John Wiley & Sons.

Neter, J. (1983). *Applied linear regression models*. R.D. Irwin.

## 20. Cálculo de ventas baseline



Fuente: Elaboración propia como ejemplo de cálculo ventas base en ausencia de promoción

Es calculado para cada ítem/tienda/semana usando las ventas de las (7-12) semanas previas, usando un algoritmo de suavizamiento exponencial mediante series de tiempo.

Mediante un método estadístico se analizan patrones en ventas históricas recientes para remover variaciones aleatorias en periodos cortos, proporcionando una predicción más estable de las ventas esperadas en la semana actual.

Una vez que los baselines iniciales son calculados, se aplica un ajuste a nivel región y categoría para ajustar por efectos de mercado tal como: estacionalidad o campañas publicitarias.

El Baseline se calcula mediante la aplicación de un suavizamiento exponencial de las ventas sin promoción para así obtener el nivel esperado de ventas, lo cual se ejemplifica a continuación:

$$B_t = a S_{t-1} + (1 - a) B_{t-1}$$

En donde:

$B_t$  : son las ventas baseline del periodo actual.

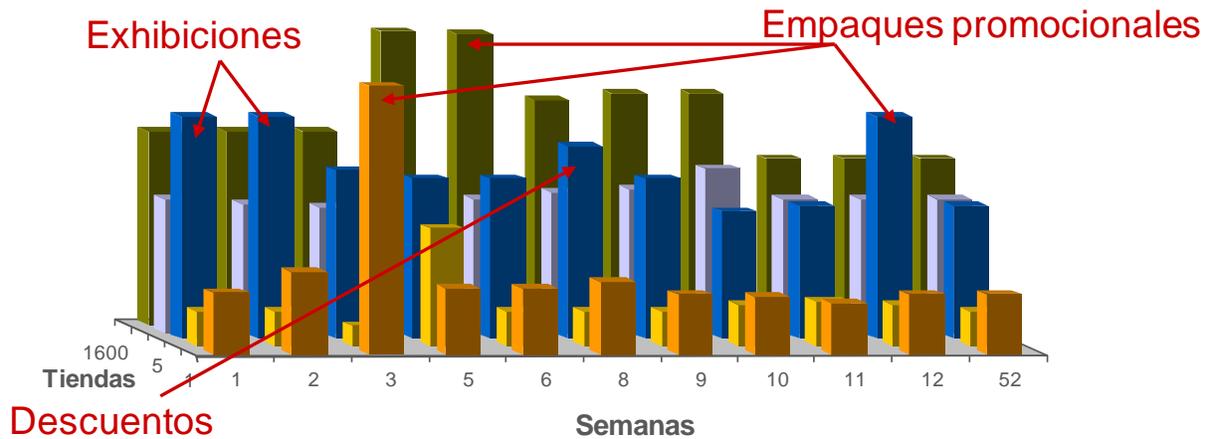
$B_{t-1}$  : son las ventas baseline de la semana anterior.

$S_{t-1}$  : son las ventas en unidades de la semana anterior.

$a$  : es el parámetro de suavizamiento.

Por lo tanto, para la solución de surtido planteada, en una primera etapa las ventas baseline o ventas base son calculadas a partir de información de ventas a nivel tienda/semana de ventas en scanners dentro de los autoservicios.

## 21. Variables aisladas en el cálculo de ventas baseline.



Fuente: Elaboración propia como ejemplo de las variables que son aisladas en el cálculo de ventas baseline.

Para el modelo de surtido en cuestión, las ventas baseline son calculadas para todos los elementos de cada nivel del árbol por tienda/semana, considerando un año de información de ventas. Esto se debe realizar tanto para el árbol de decisión del fabricante como para el de la categoría.<sup>3</sup>

### 2.4.2 Regresión para normalizar las ventas y número de productos por tienda/nivel del árbol

Después de haber calculado las ventas baseline para cada elemento de los distintos niveles del árbol a nivel tienda/semana, el siguiente paso implica llevar a cabo una regresión cuyo objetivo es, primeramente, determinar las ventas promedio (o ventas benchmark) en función de variables como: tamaño de la tienda, ventas del súper-grupo o súper-categoría a la que se pertenece, índice de demanda, región y estacionalidad de la categoría. De esta manera se obtiene un promedio o benchmark que determina las ventas valor promedio y el número promedio de ítems que una tienda debería tener por semana para un producto determinado.

Posteriormente se comparan las ventas y número de ítems actuales contra el benchmark como parte de la normalización de ventas y el número de productos/ítems para cada elemento (ver Figura 22).

<sup>3</sup> Para el lector interesado en ahondar más en teoría de series de tiempo, puede consultar:

Brockwell, P. a. (1996). Introduction to Time Series. New York: Springer-Verlag.

Chatfield, C. (1996). The Analysis of Time Series. London: Chapman and Hall.

Stoffer, R. H. (2006). Time Series Analysis and its Applications With R Examples. Springer Texts in Statistics.

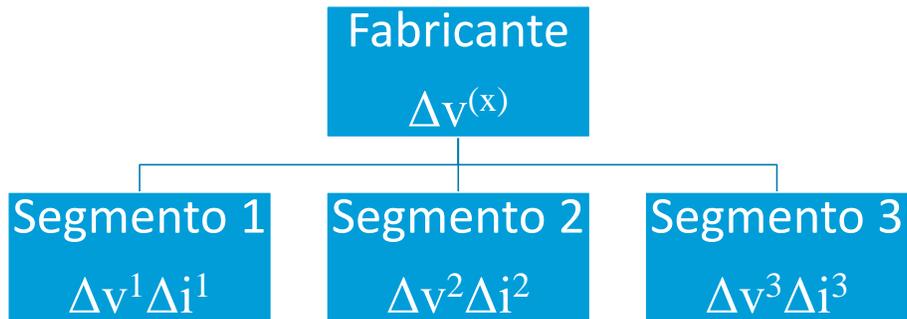
**22. Normalización de ventas y número de ítems por tienda/nivel.**

	<i>Número de productos/ítems</i>	<i>Vs Benchmark</i>	<i>Ventas Baseline (\$)</i>	<i>Vs Benchmark</i>
Tienda A	32	-1.5	62	-4.3
Tienda B	31	-2.5	64	-2.3
Tienda C	34	0.5	68	1.7
Tienda D	36	2.5	73	6.7
Tienda E	37	3.5	72	5.7
Promedio	33.5		66.3	

*Fuente: Elaboración propia como ejemplo de normalización de ventas y número de ítems tienda/nivel vs el promedio.*

A partir de la obtención de estas diferencias o deltas, es posible calcular cuál sería el impacto por movimientos en surtido en los distintos niveles del árbol de decisión definido originalmente.

**23. Cálculo de impactos para el árbol de decisión**



*Fuente: Elaboración propia como ejemplo del orden de impactos por incrementalidad y ventas en el árbol de decisión.*

En donde:

$\Delta v$  es la diferencia en ventas.

$\Delta i$  es la diferencia en número de ítems.

Este cálculo de impactos en los niveles del árbol de decisión se realiza en 2 pasos para cada nivel del árbol (tanto del árbol para el fabricante como en el árbol de la categoría). Primeramente se lleva a cabo de manera directa, es decir, considerando la diferencia en ventas por cambio en número de ítems dentro del mismo nivel evaluado, y posteriormente se lleva a cabo hacia el nivel superior correspondiente del árbol, y así sucesivamente hasta cubrir todos los niveles considerados yendo de abajo hacia arriba.

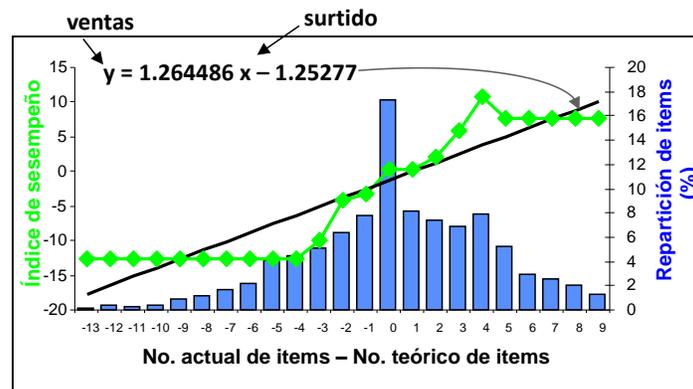
Lo anterior se explica más a detalle a continuación.

### 2.4.3 Regresión para calcular impacto directo en ventas por cambios en surtido (mismo nivel)

Después de haber obtenido estas diferencias (deltas) contra el promedio en el mismo nivel del árbol (impacto directo), se modelan las deltas en ventas como una función de las deltas en el número de ítems para determinar el impacto en el desempeño de las ventas a partir del aumento de surtido. De acuerdo a la Figura 24:

$$\Delta v^{(j)} = f(\Delta i^{(j)}) \text{ en donde } j \text{ representa cada elemento del mismo nivel.}$$

24. Ejemplo de impacto directo



Fuente: Elaboración propia como ejemplo de cálculo de impactos en el mismo nivel del árbol de decisión.

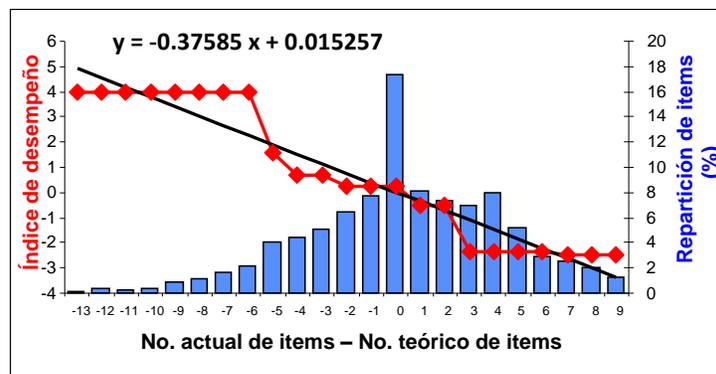
En donde  $y$  son las ventas valor,  $x$  es el número de ítems, y el coeficiente (1.25277) explica qué tanto varían las ventas en función del número de ítems.

## 2.4.4 Regresión para calcular impacto indirecto en ventas por cambios en surtido (nivel superior)

Lo mismo se realiza para el nivel superior (impacto indirecto) para determinar cuál será el impacto por agregar otro ítem hacia el nivel de arriba considerado en el árbol de decisión. De acuerdo a la Figura 25:

$\Delta v^{(x)} = f(\Delta i^{(j)})$  en donde  $j$  representa cada elemento del mismo nivel, y  $x$  representa el nivel superior al que pertenece cada elemento  $j$ .

25. Ejemplo de impacto indirecto



Fuente: Elaboración propia como ejemplo de cálculo de impactos en el nivel superior del árbol de decisión.

## 2.5 Ajuste del modelo de surtido

A diferencia de otros modelos de regresión lineal en donde la variable dependiente se explica en función de un conjunto de variables independientes de manera simultánea o en un solo paso, en este caso y por la propia naturaleza de la metodología de llevar a cabo varias regresiones, no existe un sólo indicador de ajuste para el resultado final.

De manera general, se obtiene un primer ajuste en la etapa donde se lleva a cabo la regresión para determinar las ventas y número de ítems benchmark, y posteriormente otro ajuste al momento de calcular los impactos directos e indirectos, y por lo tanto, la incrementalidad en los distintos niveles del árbol considerado.

La justificación de correr el modelo en estos dos pasos principales, se debe a la necesidad de tener mayor control sobre la información y a la búsqueda de las deltas que posteriormente conforman la base para el cálculo de las incrementalidades por nivel.

Al realizar pruebas de bondad de ajuste, la experiencia con este tipo de modelo indica que el coeficiente de determinación obtenido en el primer paso que calcula las ventas benchmark y número de ítems benchmark se ubica alrededor del valor  $R^2 = 0.7$  o mayor.

Y respecto al ajuste que se genera en el siguiente paso para determinar los impactos directos e indirectos, se sabe que el coeficiente de determinación es menor al obtenido en el paso anterior, alrededor del valor  $R^2 = 0.5$  o incluso menor, aunque se garantiza la significancia de los coeficientes encontrados. Es decir, aquí el objetivo es detectar una tendencia significativa entre ambas variables, deltas en ventas y deltas en número de productos por cada elemento del árbol.<sup>4</sup>

---

<sup>4</sup> Para el lector interesado en revisar teoría sobre pruebas de bondad de ajuste, puede consultar:  
Draper, N. R., & Smith, H. (1998). *Applied Regression Analysis* (3a ed.). Estados Unidos: John Wiley & Sons.  
Neter, J. (1983). *Applied linear regression models*. R.D. Irwin.



# Capítulo 3

## Interpretación de resultados y aplicación con foco en la estrategia del fabricante

El presente capítulo abordará primeramente la manera en que se deben interpretar los resultados obtenidos a partir de la aplicación del proceso correspondiente al modelo de surtido revisado en el capítulo anterior. Posteriormente se revisarán los resultados específicos del proyecto para la categoría de lácteos y el Fabricante X, para finalmente enfocar en la optimización de la estrategia de surtido del Fabricante X, considerando que estas optimizaciones también beneficien a la categoría.

### 3.1 Interpretación de resultados (Incrementalidad vs Tasa de Ventas)

A partir de los resultados de incrementalidad hacia el nivel superior obtenidos en el modelo de surtido y del nivel de ventas de cada elemento en los distintos niveles del árbol, se obtiene la clasificación de cada uno de estos elementos de acuerdo a 4 grupos de acción:

- **Desarrollar**
- **Apoyar**
- **Revisar**
- **Excluir**

Esto se realiza mediante una gráfica en donde el eje horizontal es el valor incremental aportado por cada elemento a su respectivo nivel superior en el árbol, y en el eje vertical se considera el nivel de ventas aportado por cada elemento, es decir, si vende mucho o vende poco. De tal forma se puede clasificar cada elemento, tanto de la categoría como del fabricante, de acuerdo a la Figura 26.

## 26. Incrementalidad vs Tasa de Ventas



*Fuente: Elaboración propia para definir la interpretación de resultados con base en tasa de ventas e incrementalidad.*

Del lado derecho de la gráfica se consideran los elementos o productos que aportan un valor incremental importante, y del lado izquierdo se encuentran los productos que aportan poco valor. De igual manera en la parte de arriba se localizan los elementos cuyo nivel de ventas es alto, y abajo se encuentran a los elementos cuyo nivel de ventas es menor.

Por lo tanto, los 4 grupos de acción plantean lo siguiente:

- **Desarrollar:** Aquí se encuentran productos que venden mucho, generalmente pertenecientes a marcas establecidas en el mercado, y que además aportan mucho valor al segmento o grupo de productos al que pertenecen.
- **Apoyar:** Aquí se localizan los productos “nicho”, productos que a pesar de no contar con un nivel de ventas muy alto, aportan mucho valor incremental a su respectivo segmento o grupo de productos. Estos productos normalmente se dirigen a perfiles de consumidor específicos, y por lo tanto es importante nutrirlos y no desecharlos en primera instancia al considerar únicamente su nivel de ventas.
- **Revisar:** En este cuadrante se encuentran los productos que venden mucho, pero debido a una saturación del portafolio o del grupo de productos al que pertenecen (ya existen muchas variedades que en realidad no aportan mucho valor), conviene hacer una revisión en el surtido y para limpiar de los productos que no aporten mucho valor aquí.
- **Excluir:** En este grupo se puede localizar a los primeros candidatos en caso de que la estrategia indique que se deben eliminar productos para optimizar el surtido, ya que no aportan valor y no tienen un nivel de ventas importante, por lo tanto delistar productos de este cuadrante ayudará a optimizar el surtido reduciendo la oferta de productos que en realidad no aportan importancia a su respectivo portafolio o categoría.

Esta clasificación se lleva a cabo en cada nivel del árbol, partiendo desde el primer nivel para poder ir determinando cuáles serán los movimientos adecuados en función de la estrategia óptima para cada elemento/nivel.

A continuación se revisarán los árboles de decisión a nivel categoría y fabricante que fueron definidos para el presente análisis, así como otras variables consideradas tales como: periodo de tiempo, mercado, tipos de tienda y número de observaciones.

## **3.2 Árbol de la categoría y del fabricante**

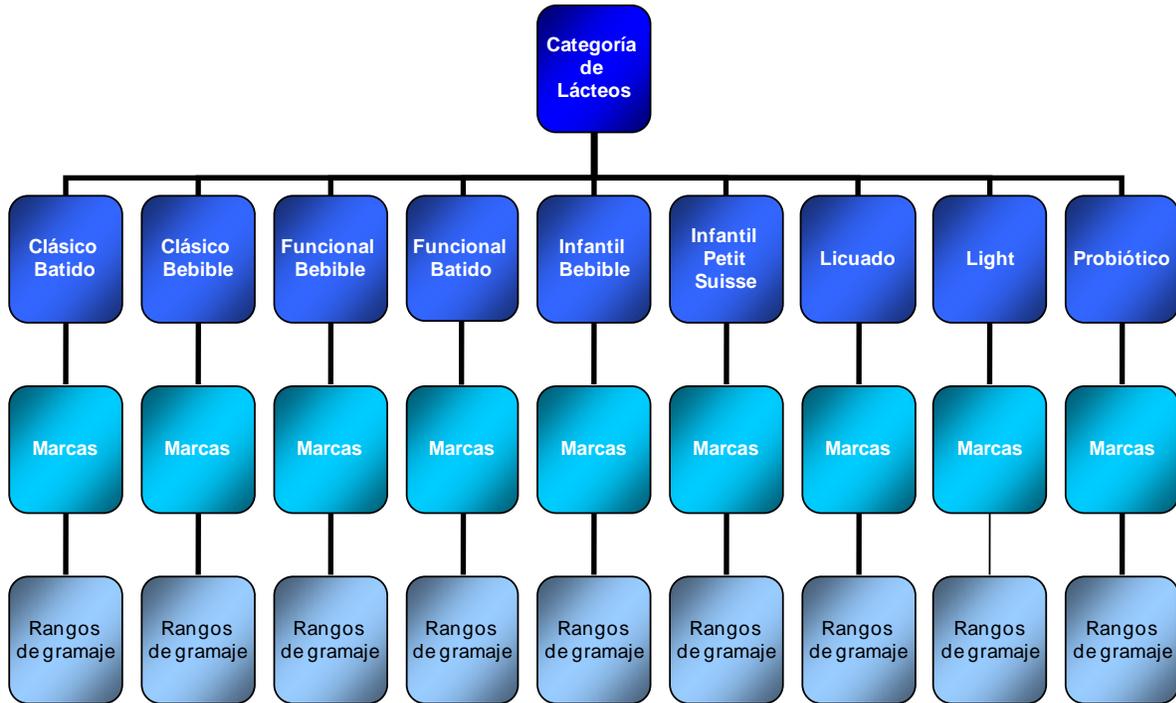
Dentro de las características de la información utilizada para este análisis se tiene:

- Periodo de tiempo. diciembre 2008 – diciembre 2009.
- Mercado. Autoservicios de México dividido en 3 tipos de tienda:
  - Formato 1 (tiendas medianas/pequeñas con menor variedad de surtido).
  - Formato 2 (tiendas de entre 8,000 y 15,000 m<sup>2</sup>, con un máximo de 28-40 checkouts y que cuentan con departamento de ropa, calzado y música).
  - Formato 3 (tiendas de alrededor de 4000 m<sup>2</sup>, máximo de 15 checkouts y que no cuenten con departamentos de ropa, calzado ni música).
- Número de observaciones. Información de ventas y número de productos a nivel tienda/semana/sku; por tipo de tienda:
  - Formato 1: 8,600 observaciones.
  - Formato 2: 10,300 observaciones.
  - Formato 3: 10,400 observaciones.

El tipo de tienda se determina de acuerdo a variables como: tamaño de la tienda, variedad de surtido (variedad de categorías, etc), número de checkouts (carriles de salida), sí cuentan o no con departamentos de ropa, calzado y música.

De acuerdo a lo que se determinó en conjunto con el fabricante X, el árbol de la categoría se definió de la siguiente manera:

## 27. Árbol de la categoría de Lácteos



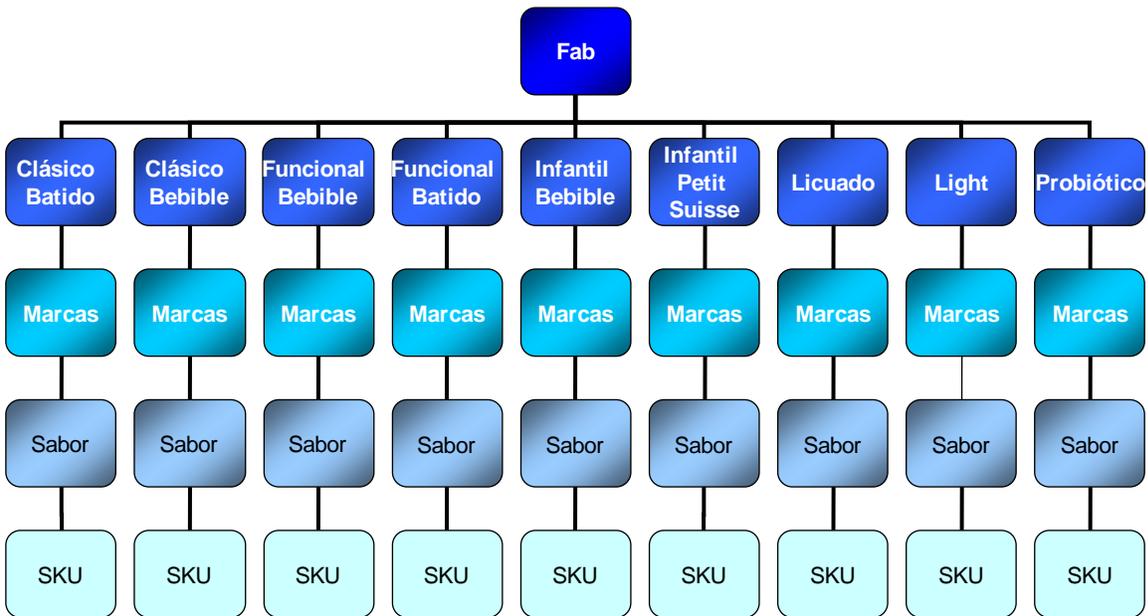
*Fuente: Elaboración propia para definir la estructura del árbol de decisión de la categoría.*

En donde la incrementalidad se calcula al nivel inmediato superior, por ejemplo:

- La marca 1 ¿qué incrementalidad da al segmento Clásico Batido? Y éste a su vez ¿qué incrementalidad le da a la categoría?

Asimismo se definió el árbol para el surtido del fabricante X, el cual quedó de la siguiente manera:

## 28. Árbol del Fabricante X



*Fuente: Elaboración propia para definir la estructura del árbol de decisión del fabricante.*

De acuerdo con lo comentado en la sección 2.1.2 del segundo capítulo, es importante recordar que a diferencia del árbol a nivel categoría, el árbol del fabricante llega hasta el nivel mínimo, es decir, hasta nivel sku. Esto permite que las estrategias recomendadas, así como las optimizaciones, puedan ejecutarse de manera precisa.

A continuación se revisarán los resultados generales obtenidos para ambos árboles, y a partir de la clasificación de cada elemento en los distintos grupos de acción (Desarrollar, Apoyar, Revisar, Excluir) se definirá la mejor estrategia que optimice el surtido tanto del fabricante X como de la categoría.

### 3.3 Resultados Generales

Resulta importante tomar en cuenta que, con base en los resultados obtenidos es posible responder a preguntas tales como:

¿Qué segmentos conviene desarrollar dentro de la categoría? ¿cuáles son los segmentos con mayor saturación para el fabricante X y en qué tipo de tiendas? ¿qué segmentos se pueden desarrollar dentro del portafolio?

A nivel categoría, los resultados para el fabricante y para la categoría de lácteos en general por tipo de tienda se resumen en las Figuras 29 y 30.

En adelante, todos los códigos de color y la interpretación de resultados tienen como base la definición planteada en la Figura 26 (tasa de ventas vs incrementalidad).

**29. Resumen de resultados a nivel categoría por tipo de tienda.**

<b>Categoría de Lácteos</b>	<b>Formato 1</b>	<b>Formato 2</b>	<b>Formato 3</b>
Clásico Batido			
Clásico Bebible			
Funcional Batido			
Funcional Bebible			
Infantil Bebible			
Infantil Petit Suisse			
Licuado			
Light			
Probiótico			

*Fuente: Elaboración propia con base en resultados para cada segmento a nivel categoría/tipo de tienda.*

**30. Resumen de resultados a nivel fabricante por tipo de tienda.**

<b>Fabricante X</b>	<b>Formato 1</b>	<b>Formato 2</b>	<b>Formato 3</b>
Clásico Batido			
Clásico Bebible			
Funcional Batido			
Funcional Bebible			
Infantil Bebible			
Infantil Petit Suisse			
Licuado			
Light			
Probiótico			

*Fuente: Elaboración propia con base en resultados para cada segmento a nivel categoría/tipo de tienda.*

De lo anterior, se concluye que para la categoría el Clásico Bebible y Batido son los segmentos a desarrollar en los 3 formatos de tienda. Además de esto, los segmentos Probiótico e Infantil Batido tienen una gran oportunidad de desarrollo principalmente en las tiendas del Formato 3. Desde el punto de vista del fabricante X, el potencial también se encuentra en los segmentos Clásico Batido y Bebible, con excepción del formato de tienda 2, en donde conviene revisar el surtido. El segmento Probiótico también muestra potencial dentro del Formato 2, aunque no resulta atractivo enfocar esfuerzos en este caso, ya que no está en línea con la estrategia óptima para la categoría.

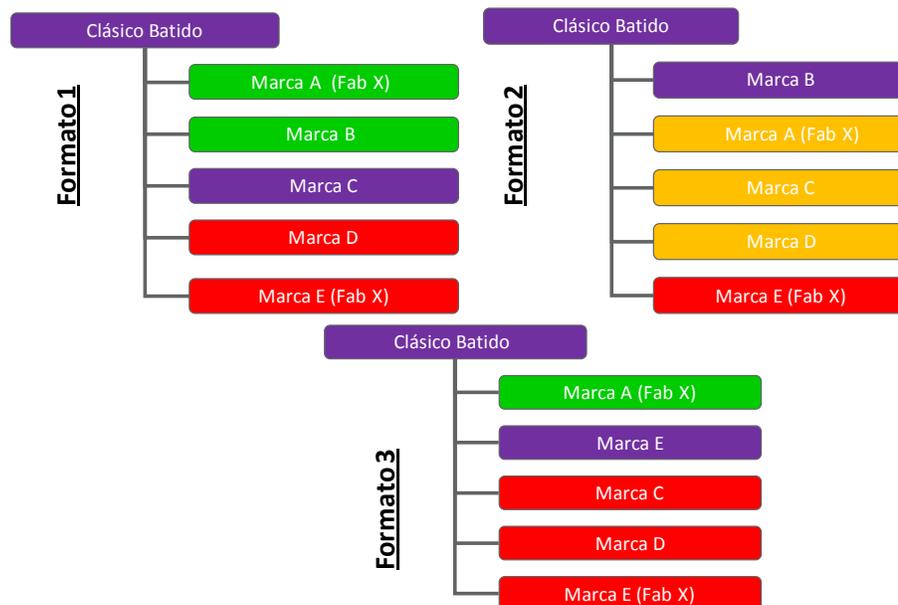
Después de obtener resultados y definir una estrategia de surtido óptima, el reto principal está en mostrar la información a las cadenas de Autoservicio y convencerlos de que los impactos obtenidos de acuerdo a la estrategia sugerida implican una ganancia para la categoría en general. Es por esto que, al momento de analizar los resultados es muy importante considerar siempre ambos puntos de vista, *categoría* y *fabricante*, ya que aunque haya potencial para el

fabricante en algún segmento/formato de tienda, al momento de recomendar movimientos en este sentido a los Autoservicios, resulta menos complicado convencerlos de realizar movimientos que beneficien a la categoría, y no solamente a un Fabricante.

### 3.3.1 Resultados para el segmento Clásico Batido

El impulso del segmento Clásico Batido en los Formatos 1 y 3 debe de venir por parte de la Marca A, que pertenece al fabricante X, y de la Marca B en el Formato 1. En el Formato 2, solamente la Marca B ayudaría a impulsar el segmento.

#### 31. Resultados a nivel categoría/marca, segmento Clásico Batido.



Fuente: Elaboración propia con base en resultados de Clásico Batido a nivel categoría/marca.

En línea con lo anterior, a nivel fabricante los resultados indican que la Marca A es el mejor candidato dentro del portafolio del fabricante X para aportar al desarrollo del segmento Clásico Batido.

#### 32. Resultados a nivel fabricante/marca, segmento Clásico Batido.

Fabricante X, Clásico Batido	Formato 1	Formato 2	Formato 3
Marca A			
Marca E			

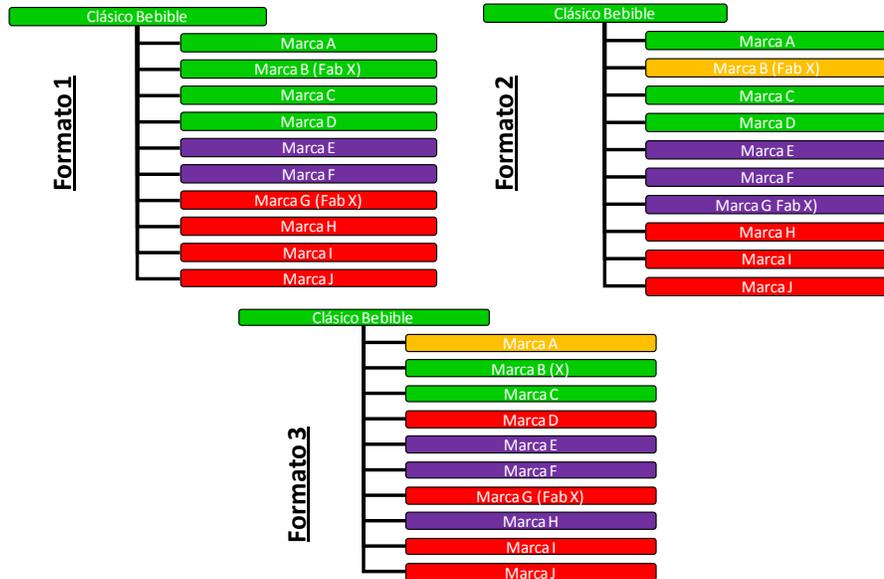
Fuente: Elaboración propia con base en resultados de Clásico Batido a nivel fabricante/marca.

### 3.3.2 Resultados para el segmento Clásico Bebible

El desarrollo del segmento Clásico Bebible dentro del Formato 1 debe provenir de la Marca A, Marca B, Marca C y Marca D.

Considerando los resultados para la marca B a nivel categoría, y el hecho de que se debe revisar el surtido del fabricante X dentro del Formato 2, la Marca G aparece como una mejor opción para aportar al desarrollo del segmento en el Formato 2, así como aportaría también al desarrollo dentro del Formato 3.

### 33. Resultados a nivel categoría/marca, segmento Clásico Bebible.



Fuente: Elaboración propia con base en resultados de Clásico Bebible a nivel categoría/marca.

### 34. Resultados a nivel fabricante/marca, segmento Clásico Bebible.

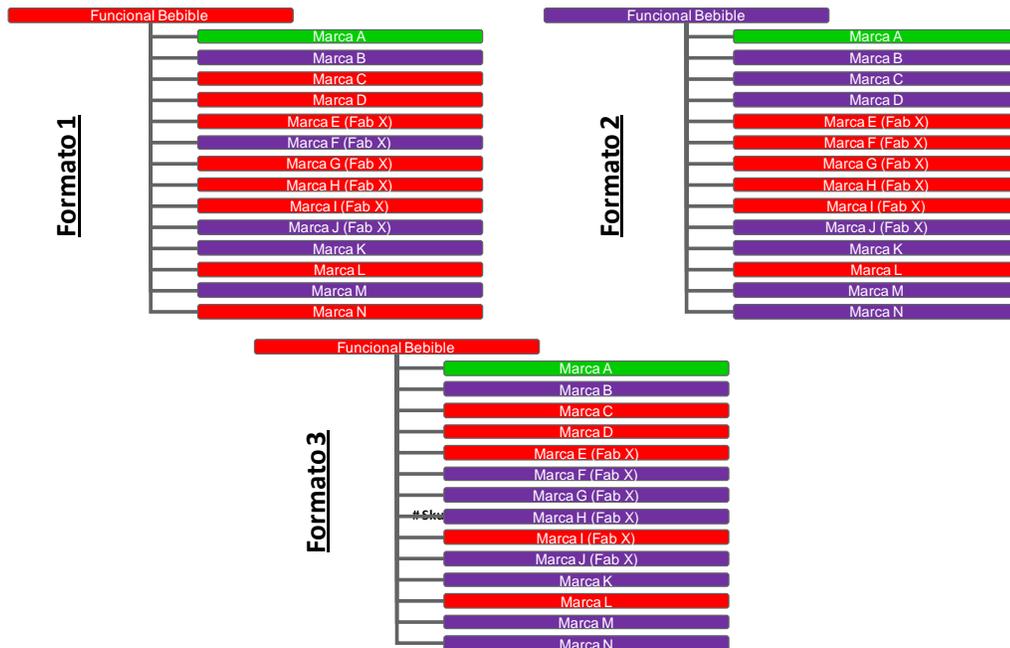
Fabricante X, Clásico Bebible	Formato 1	Formato 2	Formato 3
Marca B			
Marca G			

Fuente: Elaboración propia con base en resultados de Clásico Bebible a nivel fabricante/marca.

### 3.3.3 Resultados para el segmento Funcional Bebible

Los resultados para el segmento Funcional Bebible a nivel categoría sugieren una exclusión importante de los elementos con incrementalidad negativa para ayudar a revertir la situación actual, especialmente en los Formatos 1 y 3, en donde se deben identificar los elementos con mayor incrementalidad negativa para retirarlos del surtido en este tipo de tiendas.

**35. Resultados a nivel categoría/marca, segmento Funcional Bebible.**



Fuente: Elaboración propia con base en resultados de Funcional Bebible a nivel categoría/marca.

A nivel fabricante, a pesar de que habría posibilidad de impulsar el surtido de éste en los Formatos 2 y 3, es necesario reducir su surtido para estar alineado con la estrategia de reducción de surtido recomendada para la categoría.

**36. Resultados a nivel fabricante/marca, segmento Funcional Bebible.**

Fabricante X, Funcional Bebible	Formato 1	Formato 2	Formato 3
Marca E			
Marca F			
Marca G			
Marca H			
Marca I			
Marca J			

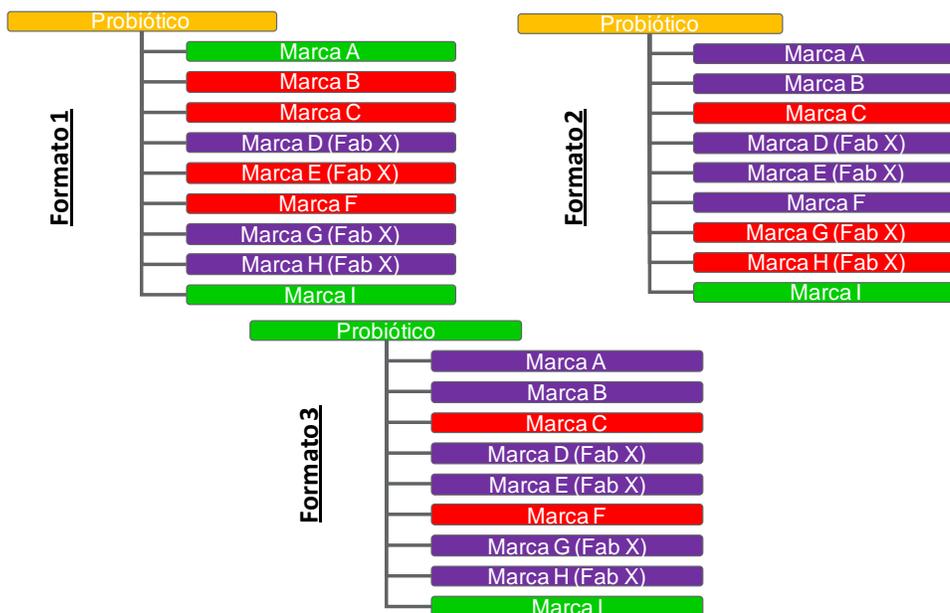
Fuente: Elaboración propia con base en resultados de Funcional Bebible a nivel fabricante/marca.

Es importante mencionar que, a pesar de que se obtuvieron resultados para el segmento Funcional Batido dentro de la categoría, el fabricante X no cuenta con productos en este segmento, por lo que no se está incluyendo una recomendación de surtido para este segmento.

### 3.3.4 Resultados para el segmento Probiótico

El segmento Probiótico muestra potencial de desarrollo únicamente en el Formato 3, en donde la marca con mayor incrementalidad es la Marca I, las únicas marcas que no serían consideradas para el desarrollo de este segmento serían las marcas C y F.

#### 37. Resultados a nivel categoría/marca, segmento Probiótico.



Fuente: Elaboración propia con base en resultados de Probiótico a nivel categoría/marca.

Debido a su buen desempeño en el segmento, la estrategia para el Fabricante también sugiere un desarrollo dentro de los Formatos 1 y 3, y todas las marcas del portafolio denotan aportación de incrementalidad positiva.

#### 38. Resultados a nivel fabricante/marca, segmento Probiótico.

Fabricante X, Probiótico	Formato 1	Formato 2	Formato 3
Marca D			
Marca E			
Marca G			
Marca H			

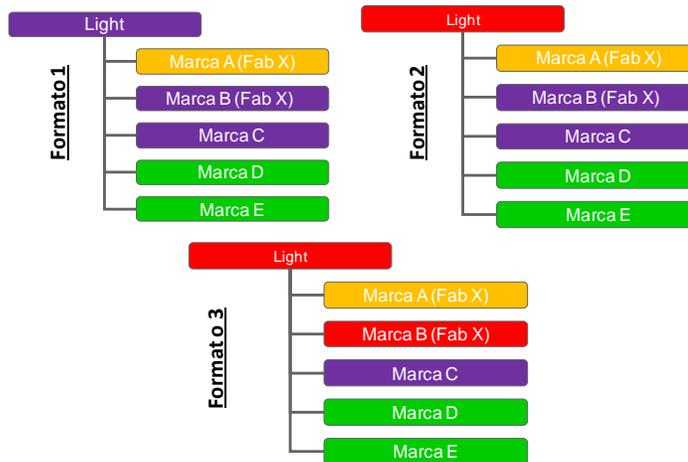
Fuente: Elaboración propia con base en resultados de Probiótico a nivel fabricante/marca.

### 3.3.5 Resultados para el segmento Light

El segmento Light, cuya variedad de marcas es menor en comparación con los segmentos revisados hasta el momento, no muestra potencial para ser desarrollado en los Formatos 2 y 3, en donde es necesario excluir algunos elementos.

De igual manera, las marcas del fabricante, especialmente el caso de la Marca B en el formato 3, deben de reducir su oferta de surtido.

#### 39. Resultados a nivel categoría/marca, segmento Light.



Fuente: Elaboración propia con base en resultados de Light a nivel categoría/marca.

#### 40. Resultados a nivel fabricante/marca, segmento Light.

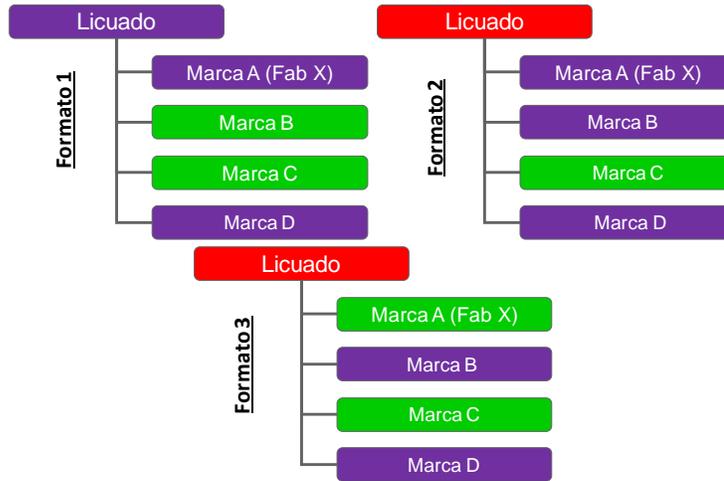
Fabricante X, Light	Formato 1	Formato 2	Formato 3
Marca A			
Marca B			

Fuente: Elaboración propia con base en resultados de Light a nivel fabricante/marca.

### 3.3.6 Resultados para el segmento Licuado

El segmento Licuado únicamente debe ser impulsado en el Formato de tienda 1.

**41. Resultados a nivel categoría/marca, segmento Licuado.**



Fuente: Elaboración propia con base en resultados de Licuado a nivel categoría/marca.

Será necesario revisar a detalle y con el debido cuidado los principales skus que ayudarán a impulsar el desarrollo del segmento Licuado en el Formato 1, ya que la estrategia para el Fabricante indica que se debe de reducir el surtido del portafolio en los 3 Formatos.

**42. Resultados a nivel fabricante/marca, segmento Licuado.**

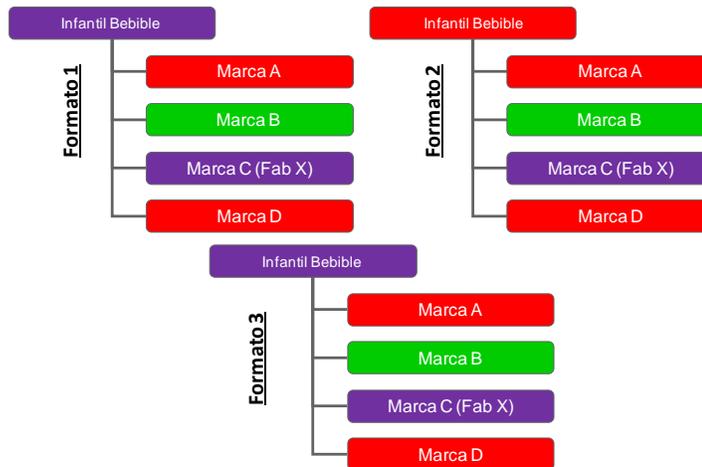
Fabricante X, Licuado	Formato 1	Formato 2	Formato 3
Marca A			

Fuente: Elaboración propia con base en resultados de Licuado a nivel fabricante/marca.

**3.3.7 Resultados para el segmento Infantil Bebible**

Dentro del segmento Infantil Bebible también se encuentran pocas marcas, por lo que resulta fácil identificar que el impulso del segmento en los Formatos 1 y 3 vendrá de incrementar la oferta para las marcas B y C, ésta última ubicada dentro del portafolio del fabricante X.

**43. Resultados a nivel categoría/marca, segmento Infantil Bebible.**



*Fuente: Elaboración propia con base en resultados de Infantil Bebible a nivel categoría/marca.*

**44. Resultados a nivel fabricante/marca, segmento Infantil Bebible.**

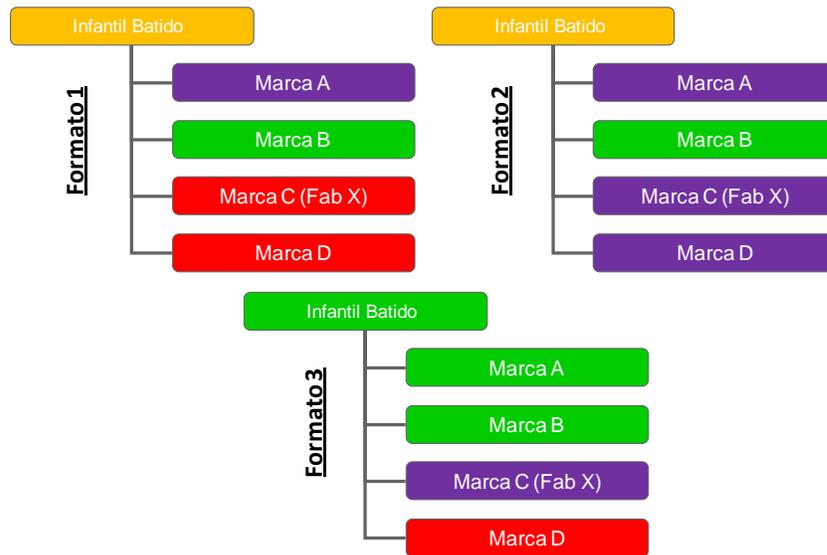
<b>Fabricante X, Infantil Bebible</b>	<b>Formato 1</b>	<b>Formato 2</b>	<b>Formato 3</b>
Marca C			

*Fuente: Elaboración propia con base en resultados de Infantil Bebible a nivel fabricante/marca.*

**3.3.8 Resultados para el segmento Infantil Batido**

Por último, los resultados para el segmento Infantil Batido a nivel categoría sugieren que se revise el surtido dentro de los Formatos 1 y 2, en donde los principales candidatos para delistar algunos de sus productos en el Formato 1 son las marcas C y D.

**45. Resultados a nivel categoría/marca, segmento Infantil Batido.**



*Fuente: Elaboración propia con base en resultados de Infantil Batido a nivel categoría/marca.*

A pesar de que no es la más alta en niveles de incrementalidad, la marca C del Fabricante X puede aportar al desarrollo del segmento dentro del Formato 3.

**46. Resultados a nivel fabricante/marca, segmento Infantil Batido.**

<b>Fabricante X, Infantil Batido</b>	<b>Formato 1</b>	<b>Formato 2</b>	<b>Formato 3</b>
Marca C			

*Fuente: Elaboración propia con base en resultados de Infantil Batido a nivel fabricante/marca.*

A continuación se revisarán las optimizaciones recomendadas para el fabricante X y el impacto que estos movimientos en surtido tendrían sobre la ganancia en ventas para el fabricante y la categoría de Lácteos.

## **3.4 Optimizaciones**

Después de revisar con el fabricante X los resultados, los movimientos de surtido recomendados y de contar con su retroalimentación sobre la factibilidad de llevar a cabo estas recomendaciones considerando su propia estrategia y lineamientos internos, se llevan a cabo ejercicios de optimización generados mediante herramientas propietarias de la empresa. Específicamente mediante un simulador que, con base en los resultados generales de incrementalidad e impactos en ventas obtenidos del modelo de surtido, y con la posibilidad de añadir restricciones previamente definidas en conjunto con el fabricante X, genera escenarios óptimos de surtido.

Mediante iteraciones que consideran la ganancia en valor para los distintos niveles del árbol por listar o delistar skus, el proceso de optimización pondera los resultados de rotación (o tasa de ventas) e incrementalidad y los compara contra los promedios observados de ventas valor y número de ítems (ver Figura 21) para garantizar que estos movimientos hagan sentido y se encuentren dentro de lo normalmente observado en los distintos formatos de tienda.

Derivado de lo anterior, la siguiente solución se propuso en términos de movimientos o reacomodo de número de skus, así como el respectivo impacto en frentes correspondientes al espacio en anaquel.

### **3.4.1 Formato de tienda 1**

La estrategia óptima sugiere reducir y reacomodar el surtido del fabricante X de tal forma que se manejen 53 skus de su portafolio, en vez de los 56.7 skus manejados en promedio para las tiendas del Formato 1.

47. Optimizaciones para el formato de tienda 1.

	Número promedio de SKU's	Frentes actuales	Número óptimo de SKU's	Frentes optimizando
<b>TOTAL FABRICANTE X</b>	<b>56.7</b>		<b>53</b>	
<b>CLASICO BATIDO</b>	<b>14.7</b>	<b>23.2</b>	<b>13</b>	<b>23</b>
<b>MARCA E</b>	1.2	1.9	0	
DURAZNO /DURAZNO 125GR	0.6	0.9	0	
FRESA /FRESA 125GR NAL	0.6	1.0	0	
<b>MARCA A</b>	<b>13.5</b>	<b>21.3</b>	<b>13</b>	<b>23</b>
CEREALES TRIGO /CEREALES 1000GR	0.9	1.4	1	2
DURAZNO	2		2	
DURAZNO 125GR	1	1.7	1	2
DURAZNO 1000 GR	1	1.6	1	2
FRESA	2.9		3	
FRESA 125GR	1	2.4	1	3
FRESA Y CEREALES 1000 GR NAL	0.9	1.3	1	1
FRESA 1000 GR	1	2.4	1	3
MANGO	1.3		2	
MANGO 1 KILO	0.9	0.8	1	1
MANGO 125GR	0.4	0.5	1	1
MANZANA	2		2	
MANZANA 125GR	1	2.0	1	2
MANZANA 1000 GR	1	1.4	1	2
MANZANA CANELA	1		0	
MANZANA CANELA Y CEREALES 125GR	0.4	0.4	0	
MANZANA CANELA CEREALE 1000GR	0.6	0.7	0	
NATURAL	2.2		3	
NATURAL 125 GR	0.8	1.3	1	1
NATURAL 1000 GR	1	1.6	1	2
NATURAL CEREALES 125GR	0.4	0.4	1	1
COCO	1.2		0	
COCO 1 KILO	0.5	0.4	0	
COCO 125GR	0.7	0.9	0	
<b>TOTAL FABRICANTE X</b>	<b>56.7</b>		<b>53</b>	
<b>CLASICO BEBIBLE</b>	<b>9.6</b>	<b>25.2</b>	<b>10</b>	<b>25</b>
<b>MARCA G</b>	1.5		2	
FRESA /FRESA 250GR	0.7	1.2	1	2
LOW DISTRIBUTION /LOW DISTRIBUTION	0.1		0	
PINA COCO /PINA COCO 250GR	0.7	1.2	1	1
<b>MARCA A</b>	<b>8</b>		<b>8</b>	
DURAZNO /DURAZNO 250 GR	1	3.3	1	3
FRESA	2.9		3	
FRESA 6X250 GR=1500 GR	0.9	1.7	1	2
FRESA 250 GR	1	4.6	1	5
FRESA MORA 250ML	1	3.2	1	3
MANGO 225GRS	1	3.2	1	3
MANZANA /MANZANA 250 GR	0.5	1.2	1	1
MULTISABOR /6PZS 250 GR C/U = 1500 GR	0.9	1.9	1	2
PINA COCO	1.7		1	
COCO 250 ML	0.8	0.4	0	
PINA COCO 250 GR	0.9	3.4	1	3

	Número promedio de SKU's	Frentes actuales	Número óptimo de SKU's	Frentes optimizando
<b>TOTAL FABRICANTE X</b>	<b>56.7</b>		<b>53</b>	
<b>FUNCIONAL BEBIBLE</b>	<b>9.1</b>	<b>13.5</b>	<b>6</b>	<b>14</b>
<b>MARCA E</b>	<b>1.4</b>		<b>2</b>	
CIRUELA PASA / CIRUELA SIX PACK 250GR C/U=1500GR	0.2	0.1	1	2
MIEL /MIEL CEREAL 250GR NAL	0.6	1.2	0	
PINA-APIO-NOPAL /BEBER PINA APIO NOPAL 250GR NAL	0.6	1.2	1	3
<b>MARCA F</b>	<b>1.6</b>		<b>4</b>	
CIRUELA PASA	1.2		2	
CIR PASA 6PZ250ML=1500ML	0.4	0.5	1	2
CIRUELA PASA 250 GR NAL	0.4	0.5	1	3
CIR.PASA 6PZAS 250GR C/U=1500GR NAL.	0.4	0.4	0	
FRESA /FRESA FIBRAS 250 GR NAL	0.4	0.5	1	2
<b>MARCA G</b>	<b>3.6</b>		<b>1</b>	
CIRUELA PASA /CIRUELA BEBIBLE 250GR	0.7	1.0	0	
FRESA /FRESA BEBIBLE 250GR	0.7	1.1	0	
PAPAYA NARANJA /PAPAYA NARANJA 250GR NAL	0.6	0.4	1	2
PINA /PINA 250GR NAL.	0.9	1.6	0	
TAMARINDO / TAMARINDO 250GR NAL.	0.7	1.4	0	
<b>MARCA H</b>	<b>1</b>		<b>0</b>	
DURAZNO /DURAZNO 250GR BEBER DESLACTOSADO	0.4	0.5	0	
FRESA	0.5		0	
FRESA 250 GR BEBIBLE DESLACTOSADO	0.4	0.5	0	
LOW DISTRIBUTION	0.1		0	
LOW DISTRIBUTION /LOW DISTRIBUTION	0.1		0	
<b>MARCA I</b>	<b>0.4</b>	<b>0.7</b>	<b>0</b>	
<b>MARCA J</b>	<b>1.1</b>		<b>0</b>	
LOW DISTRIBUTION /LOW DISTRIBUTION	0		0	
NARANJA MANDARINA /NARANJA MANDARINA 250GR	0.5	0.9	0	
NARANJA MANGO /NARANJA MANGO 250GR NAL	0.6	1.0	0	
<b>TOTAL FABRICANTE X</b>	<b>56.7</b>		<b>53</b>	
<b>INFANTIL BEBIBLE</b>	<b>4.1</b>	<b>5.0</b>	<b>3</b>	<b>5</b>
<b>MARCA C</b>	<b>4.1</b>	<b>5.0</b>	<b>3</b>	<b>5</b>
<b>FRESA</b>	<b>1.7</b>		<b>1</b>	
4PACK FRESA P/BEBER 150GR C/U=600GR	0.8	0.7	1	2
SABOR FRESA 150GR NAL	0.8	1.2	0	
LOW DISTRIBUTION	0.1		0	
MANGO /MANGO 150GR NAL	0.7	1.1	0	
MORA /MORA AZUL 150GR NAL	0.7	1.1	0	
MULTISABOR	1		2	
SABORES 6PACK 150GR C/U=900GR NAL	0.2	0.1	1	1
4PACK SABORES P/BEBER 150GR C/U=600GR	0.8	0.8	1	2
<b>TOTAL FABRICANTE X</b>	<b>56.7</b>		<b>53</b>	
<b>INFANTIL BATIDO</b>	<b>8.1</b>	<b>7.9</b>	<b>9</b>	<b>9</b>
<b>MARCA C</b>	<b>8.1</b>	<b>7.9</b>	<b>9</b>	<b>9</b>
FRESA /FRESA SOLIDO 4PZS 45GR C/U = 180 NAL	0.9	0.9	1	1
FRESA MANGO /FRESA MANGO SOLIDO 8PZS 45GR C/U = 360 NAL	0.9	0.9	1	1
FRUTAS /FRUTAS SOLIDO 8PZS 45GR C/U = 360 NAL	0.8	0.7	1	1
FRUTOS ROJOS /FRUTOS ROJOS SOLIDO 4PZS 45GR C/U = 180 NAL	0.9	0.8	1	1
LOW DISTRIBUTION /LOW DISTRIBUTION	0		0	
MANGOS /MANGOS SOLIDO 4PZS 45GR C/U = 180 NAL	0.9	0.8	1	1
MANZANA /MANZANA SOLIDO 4PZS 45GR C/U = 180 NAL	1	0.9	1	1
MORA /MORA AZUL SOLIDO 4PZS 45GR C/U = 180 NAL	0.9	0.8	1	1
PERA /PERA MANZANA SOLIDO 8PZS 45GR C/U = 360 NAL	0.9	1.0	1	1
PLATANO /PLATANO SOLIDO 4PZS 45GR C/U = 180 NAL	0.9	0.9	1	1

	Número promedio de SKU's	Frentes actuales	Número óptimo de SKU's	Frentes optimizando
<b>TOTAL FABRICANTE X</b>	<b>56.7</b>		<b>53</b>	
<b>LICUADO /MARCA A</b>	<b>2.4</b>	<b>3.9</b>	<b>2</b>	<b>4</b>
CIRUELA PASA /LICUADO CIRUELA PASA Y NUEZ 250 GR NAL.	0.4	0.6	0	
FRESA PLATANO	0.9		1	
LICUADO 4PACK 250GR C/U 1000GR NAL	0.4	0.4	0	
LICUADO FRESA PLATANO CEREAL LIQUIDO 250 GR NAL	0.5	0.7	1	2
MAMEY /MAMEY C/CEREAL 250GR	0.6	1.4	0	
NUEZ /LICUADO NUEZ Y CEREALES 250 ML. NAL.	0.5	0.6	1	2
<b>TOTAL FABRICANTE X</b>	<b>56.7</b>		<b>53</b>	
<b>LIGHT</b>	<b>6.3</b>	<b>8.0</b>	<b>7</b>	<b>8</b>
<b>MARCA A</b>	<b>2.8</b>	<b>3.7</b>	<b>3</b>	<b>4</b>
FRESA	1.4	1.7	2	2
SOLIDO FRESA LIGHT 125GR	0.3	0.3	0	
LIGHT FRESA 1 KG NAL.	0.5	0.4	1	1
LIGHT FRESA LIQUIDO 250 GR.NAL.	0.6	1.0	1	1
NATURAL	1.4	2.0	1	2
NATURAL LIGHT BATIDO 125GR	0.3	0.3	0	
NATURAL LIGHT BATIDO 1000 GR.NAL.	1	1.7	1	2
LOW DISTRIBUTION	0.1		0	
<b>MARCA B</b>	<b>3.5</b>	<b>4.3</b>	<b>4</b>	<b>4</b>
DURAZNO /LIGHT DURAZNO 250GR NAL.	0.3	0.4	0	0
FRESA	0.9		1	
BATIDO LIGHT FRESA 1000GR NAL.	0.4	0.3	0	
BEBER LIGHT FRESA 250GR NAL.	0.4	0.5	1	1
LOW DISTRIBUTION	0.1		0	
MANGO /MANGO 250GR NAL.	0.5	0.8	1	1
MANZANA /MANZANA PERA 250GR NAL.	0.5	0.7	1	1
NATURAL	0.7		1	
NATURAL BATIDO LIGHT 1000GR NAL	0.4	0.4	0	
LIGHT NATURAL 250GRS NAL.	0.3	0.4	1	1
TE ROJO /TE ROJO C/FRAMBUESAS 250GR NAL.	0.3	0.4	0	
TE VERDE /TE VERDE C/PINA 250GR NAL.	0.3	0.3	0	
<b>TOTAL FABRICANTE X</b>	<b>56.7</b>		<b>53</b>	
<b>PROBIOTICO</b>	<b>2.4</b>	<b>3.1</b>	<b>3</b>	<b>3</b>
<b>MARCA D /NATURAL</b>	<b>1.2</b>	<b>1.8</b>	<b>2</b>	<b>2</b>
LIQUIDO NATURAL 110 GR NAL	0.3	0.6	1	1
LIQUIDO NATURAL 4X110 GR.= 440 GR.NAL.	0.9	1.3	1	1
<b>MARCA E /NATURAL</b>	<b>0.4</b>		<b>1</b>	<b>1</b>
5 PACK 85GR C/U = 425GR NAL	0.2	0.1	0	
LIQUIDO 5 PZAS 80GR C/U = 400GR NAL	0.2	0.1	1	1
<b>MARCA G /NATURAL /HOMBRE MULTIVIT LIGHT 4PACK 120GRC/U=480GR N</b>	<b>0.4</b>	<b>0.5</b>	<b>0</b>	
<b>MARCA H /NATURAL /MUJER LIGHT C/EXTRACALCIO 4PACK 120GRC/U=480</b>	<b>0.4</b>	<b>0.5</b>	<b>0</b>	

Fuente: Modificado de resultados de optimización para formato de tienda 1 generado por el simulador.

Con base en este escenario, la ganancia en ventas para la Categoría y para el Fabricante X dentro de las tiendas del Formato 1 sería de:

- **Categoría: +1.6% en ventas valor (\$29, 584, 000 MXN).**
- **Fabricante X: +2.2% en ventas valor (\$7, 115, 000 MXN).**

Lo anterior esto sin necesidad de una inversión adicional, planteando únicamente una revisión del surtido actual.

### 3.4.2 Formato de tienda 2

En el formato 2, la optimización sugiere recomodar el surtido del Fabricante X, buscando manejar 50 skus de su portafolio, en vez de los 59 skus que en promedio manejan este tipo de tiendas.

#### 48. Optimizaciones para el formato de tienda 2.

	Número promedio de SKU's	Frentes actuales	Número óptimo de SKU's	Frentes optimizando
<b>TOTAL FABRICANTE X</b>	<b>59.1</b>		<b>50</b>	
<b>CLASICO BATIDO</b>	<b>14.4</b>	<b>32.4</b>	<b>11</b>	<b>32</b>
<b>MARCA F</b>	<b>1.5</b>	<b>4.0</b>	<b>0</b>	
DURAZNO /DURAZNO 125GR	0.8	2.2	0	
FRESA /FRESA 125GR	0.7	1.8	0	
<b>MARCA A</b>	<b>12.9</b>	<b>28.3</b>	<b>11</b>	<b>32</b>
CEREALES TRIGO /CEREALES 1000GR	1	1.6	1	2
DURAZNO	2		2	
DURAZNO 125GR	1	3.3	1	4
DURAZNO 1000 GR	1	2.0	1	2
FRESA	2.9		3	
FRESA 125GR	1	3.7	1	5
FRESA Y CEREALES 1000 GR	0.9	1.5	1	2
LOW DISTRIBUTION	0		0	
FRESA 1000 GR	1	2.9	1	3
MANGO	1.4		1	
MANGO 1 KILO	1	1.6	1	2
MANGO 125GR	0.4	0.5	0	
MANZANA	2		2	
MANZANA 125GR	1	3.3	1	4
MANZANA 1000 GR	1	1.8	1	2
MANZANA CANELA	1.3		0	
MANZANA CANELA Y CEREALES 125GR	0.4	0.4	0	
MANZANA CANELA CEREALE 1000GR	0.9	1.4	0	
NATURAL	1.5		2	
NATURAL 1000 GR	1	2.7	1	4
NATURALES CEREALES 125GR NAL	0.4	0.5	1	2
LOW DISTRIBUTION	0.1		0	
COCO	0.8		0	
COCO 1 KILO	0.4	0.6	0	
COCO 125GR	0.4	0.5	0	
<b>TOTAL FABRICANTE X</b>	<b>59.1</b>		<b>50</b>	
<b>CLASICO BEBIBLE</b>	<b>10.5</b>	<b>46.5</b>	<b>10</b>	<b>46</b>
<b>MARCA F</b>	<b>1.9</b>	<b>3.7</b>	<b>2</b>	<b>4</b>
FRESA /FRESA 250GR	0.9	1.9	1	2
LOW DISTRIBUTION /LOW DISTRIBUTION	0.1		0	
PINA COCO /PINA COCO 250GR	0.9	1.8	1	2
<b>MARCA A</b>	<b>8.5</b>	<b>42.8</b>	<b>8</b>	<b>42</b>
DURAZNO /DURAZNO 250 GR	1	5.2	1	6
FRESA	3		3	
FRESA 6X250 GR=1500 GR	1	3.3	1	4
FRESA 250 GR	1	9.0	1	9
FRESA MORA 250ML	1	5.0	1	5
MANGO /MANGO 225GRS	1	5.2	1	6
MANZANA /MANZANA 250 GR	0.5	1.8	1	2
MULTISABOR /6PZS 250 GR C/U = 1500 GR	1	3.5	1	4
PINA COCO	2		1	
COCO 250 ML	1	4.9	0	
PINA COCO 250 GR	1	5.1	1	6

	Número promedio de SKU's	Frentes actuales	Número óptimo de SKU's	Frentes optimizando
<b>TOTAL FABRICANTE X</b>	<b>59.1</b>		<b>50</b>	
<b>FUNCIONAL BEBIBLE</b>	<b>11.7</b>	<b>31.1</b>	<b>8</b>	<b>31</b>
<b>MARCA E</b>	1.6		2	
CIRUELA PASA /CIRUELA SIX PACK 250GR C/U=1500GR	0.2	0.3	1	2
MIEL /MIEL CEREAL 250GR NAL	0.7	2.1	0	
PINA-APIO-NOPAL /PINA APIO NOPAL 250GR NAL	0.7	2.2	1	5
<b>MARCA F</b>	1.9		3	
CIRUELA PASA	1.5		2	
CIR PASA 6PZ250ML=1500ML	0.3	0.4	1	2
CIRUELA PASA 250 GR NAL	0.4	0.9	1	2
CIR.PASA 6PZAS 250GR C/U=1500GR NAL.	0.8	1.4	0	
FRESA /FRESA FIBRAS 250 GR NAL	0.4	0.9	1	2
<b>MARCA G</b>	4.4		3	
CIRUELA PASA /CIRUELA BEBIBLE 250GR	1	3.6	1	8
FRESA /FRESA BEBIBLE 250GR	1	3.7	1	8
PAPAYA NARANJA / PAPAYA NARANJA 250GR NAL	0.9	0.8	1	2
PINA / PINA 250GR NAL.	0.9	2.8	0	
TAMARINDO /TAMARINDO 250GR NAL.	0.6	1.4	0	
<b>MARCA H</b>	1.5		0	
DURAZNO /DURAZNO 250GR BEBER DESLACTOSADO	0.4	0.9	0	
FRESA	1		0	
FRESA 250 GR BEBIBLE DESLACTOSADO	0.9	3.2	0	
LOW DISTRIBUTION	0.1		0	
LOW DISTRIBUTION /LOW DISTRIBUTION	0.1		0	
<b>MARCA I /FRESA /FRESA P/BEBER 250GR NAL</b>	0.5	1.1	0	
<b>MARCA J</b>	1.8		0	
LOW DISTRIBUTION /LOW DISTRIBUTION	0		0	
NARANJA MANDARINA /NARANJA MANDARINA 250GR	0.9	2.7	0	
NARANJA MANGO /NARANJA MANGO 250GR NAL	0.9	2.7	0	
<b>TOTAL FABRICANTE X</b>	<b>59.1</b>		<b>50</b>	
<b>INFANTIL BEBIBLE</b>	<b>2.7</b>	<b>5.3</b>	<b>4</b>	<b>5</b>
<b>MARCA C</b>	2.7		4	
FRESA	1.5		2	
4PACK FRESA P/BEBER 150GR C/U=600GR	0.8	1.3	1	2
SABOR FRESA 150GR NAL	0.6	2.5	1	2
LOW DISTRIBUTION	0.1		0	
LOW DISTRIBUTION /LOW DISTRIBUTION	0.3		1	
MULTISABOR	0.9		1	
4PACK SABORES P/BEBER 150GRC/U=600GR	0.8	1.5	1	1
LOW DISTRIBUTION	0.1		0	
<b>TOTAL FABRICANTE X</b>	<b>59.1</b>		<b>50</b>	
<b>INFANTIL BATIDO</b>	<b>6.2</b>	<b>9.1</b>	<b>5</b>	<b>9</b>
<b>MARCA C</b>	6.2		5	
FRESA /FRESA SOLIDO 4PZS 45GR C/U = 180 NAL	1	1.7	1	2
FRESA MANGO /FRESA MANGO SOLIDO 8PZS 45GR C/U = 360 NAL	0.4	0.4	0	
FRUTAS /FRUTAS SOLIDO 8PZS 45GR C/U = 360 NAL	0.5	0.6	0	
FRUTOS ROJOS /FRUTOS ROJOS SOLIDO 4PZS 45GR C/U = 180 NAL	0.6	0.7	0	
LOW DISTRIBUTION /LOW DISTRIBUTION	0		0	
MANGOS /MANGOS SOLIDO 4PZS 45GR C/U = 180 NAL	1	1.5	1	2
MANZANA /MANZANA SOLIDO 4PZS 45GR C/U = 180 NAL	1	1.7	1	2
MORA /MORA AZUL SOLIDO 4PZS 45GR C/U = 180 NAL	0.9	1.5	1	2
PERA /PERA MANZANA SOLIDO 8PZS 45GR C/U = 360 NAL	0.4	0.4	1	1
PLATANO /PLATANO SOLIDO 4PZS 45GR C/U = 180 NAL	0.4	0.5	0	

	Número promedio de SKU's	Frentes actuales	Número óptimo de SKU's	Frentes optimizando
<b>TOTAL FABRICANTE X</b>	<b>59.1</b>		<b>50</b>	
<b>LICUADO /MARCA A</b>	<b>3.9</b>	<b>14.5</b>	<b>2</b>	<b>14</b>
CIRUELA PASA /LICUADO CIRUELA PASA Y NUEZ 250 GR NAL.	1	3.7	0	
FRESA PLATANO	1.1		1	
LICUADO FRESA PLATANO CEREAL LIQUIDO 250 GR NAL	1	3.8	1	7
LOW DISTRIBUTION	0.1		0	
MAMEY /LICUADO MAMEY C/CEREAL 250GR	0.8	3.2	0	
NUEZ /LICUADO NUEZ Y CEREALES 250 ML. NAL.	1	3.9	1	7
<b>TOTAL FABRICANTE X</b>	<b>59.1</b>		<b>50</b>	
<b>LIGHT</b>	<b>7.1</b>	<b>22.3</b>	<b>8</b>	<b>22</b>
<b>MARCA A</b>	<b>3.4</b>	<b>11.5</b>	<b>4</b>	<b>12</b>
FRESA	1.9		2	
SOLIDO FRESA LIGHT 125GR	0.4	0.5	0	
LIGHT FRESA 1 KG NAL.	0.5	0.8	1	2
LIGHT FRESA LIQUIDO 250 GR.NAL.	1	4.8	1	4
NATURAL	1.5		2	
NATURAL LIGHT BATIDO 250 ML.NAL.	0.2	0.5	1	2
NATURAL LIGHT BATIDO 125GR	0.3	0.6	0	
LIGHT BATIDO 1000 GR.NAL.	1	4.3	1	4
<b>MARCA B</b>	<b>3.7</b>	<b>10.8</b>	<b>4</b>	<b>11</b>
DURAZNO /LIGHT DURAZNO 250GR NAL.	0.3	0.5	0	
FRESA	1.1		1	
BATIDO LIGHT FRESA 1000GR NAL.	0.2	0.2	0	
BEBER LIGHT FRESA 250GR NAL.	0.9	3.8	1	3
LOW DISTRIBUTION	0		0	
MANGO /MANGO 250GR NAL.	0.9	3.5	1	4
MANZANA /MANZANA PERA 250GR NAL.	0.3	0.5	1	2
NATURAL	0.5		1	
NATURAL BATIDO LIGHT 1000GR NAL	0.2	0.3	0	
LIGHT NATURAL 250GRS NAL.	0.3	0.8	1	2
TE ROJO /TE ROJO C/FRAMBUESAS 250GR NAL.	0.3	0.6	0	
TE VERDE /TE VERDE C/PINA 250GR NAL.	0.3	0.5	0	
<b>TOTAL FABRICANTE X</b>	<b>59.1</b>		<b>50</b>	
<b>PROBIOTICO</b>	<b>2.6</b>	<b>4.9</b>	<b>2</b>	<b>5</b>
<b>MARCA D /NATURAL</b>	<b>1.2</b>		<b>1</b>	
NATURAL 4X110 GR.= 440 GR.NAL.	1	2.7	1	3
LOW DISTRIBUTION	0.2		0	
<b>MARCA E /NATURAL</b>	<b>0.2</b>		<b>1</b>	
5 PACK 85GR C/U = 425GR NAL	0.2	0.2	1	2
LOW DISTRIBUTION	0		0	
<b>MARCA G /NATURAL /HOMBRE MULTIVIT LIGHT 4PACK 120GRC/U=480GR N</b>	<b>0.6</b>	<b>0.8</b>	<b>0</b>	
<b>MARCA H /NATURAL /MUJER LIGHT C/EXTRACALCIO 4PACK 120GRC/U=480</b>	<b>0.6</b>	<b>0.8</b>	<b>0</b>	

Fuente: Modificado de resultados de optimización para formato de tienda 2 generado por el simulador.

Por lo tanto, la ganancia en ventas para la Categoría y para el Fabricante X dentro de las tiendas del Formato 2 bajo este escenario sería de:

- **Categoría: +1.5% en ventas valor (\$23, 331, 000 MXN)**
- **Fabricante X: +2.4% en ventas valor (\$5, 190, 000 MXN)**

### 3.4.3 Formato de tienda 3

Dentro del Formato 3, el surtido óptimo para el Fabricante X plantea una reducción de ~8 skus a total portafolio, partiendo del promedio de 58.5 skus manejado en estas tiendas.

#### 49. Optimizaciones para el formato de tienda 3.

	Número promedio de SKU's	Frentes promedio actuales	Número óptimo de SKU's	Frentes promedio optimizando
<b>TOTAL FABRICANTE X</b>	<b>58.5</b>		<b>50</b>	
<b>CLASICO BATIDO</b>	<b>14.5</b>	<b>24.2</b>	<b>13</b>	<b>24</b>
<b>MARCA F</b>	<b>1</b>	<b>1.9</b>	<b>0</b>	
DURAZNO /DURAZNO 125GR	0.5	1.0	0	
FRESA /FRESA 125GR	0.5	1.0	0	
<b>MARCA A</b>	<b>13.5</b>	<b>22.2</b>	<b>13</b>	<b>24</b>
CEREALES TRIGO / CEREALES 1000GR	0.8	1.2	1	2
DURAZNO	1.9		2	
DURAZNO 125GR	0.9	1.4	1	2
LOW DISTRIBUTION	0		0	
DURAZNO 1000 GR	1	1.6	1	2
FRESA	2.9		3	
FRESA 125GR	1	1.7	1	2
FRESA Y CEREALES 1000 GR	0.9	1.1	1	1
LOW DISTRIBUTION	0		0	
FRESA 1000 GR	1	1.4	1	2
LOW DISTRIBUTION /LOW DISTRIBUTION	0		0	
MANGO	1.2		2	
MANGO 1 KILO	0.7	1.0	1	1
MANGO 125GR	0.5	0.9	1	2
LOW DISTRIBUTION	0		0	
MANZANA	1.8		2	
MANZANA 125GR	0.9	2.7	1	3
LOW DISTRIBUTION	0		0	
MANZANA 1000 GR	0.9	1.5	1	2
MANZANA CANELA	1.2		0	
MANZANA CANELA Y CEREALES 125GR	0.6	0.7	0	
MANZANA CANELA CEREALE 1000GR	0.6	0.8	0	
NATURAL	2.2		3	
NATURAL 125 GR	0.5	0.9	1	1
NATURAL 1000 GR	1	2.3	1	3
NATURAL CEREALES 125GR	0.7	0.9	1	1
LOW DISTRIBUTION	0		0	
COCO	1.5		0	
COCO 1 KILO	0.8	1.2	0	
COCO 125GR	0.7	0.9	0	
<b>TOTAL FABRICANTE X</b>	<b>58.5</b>		<b>50</b>	
<b>CLASICO BEBIBLE</b>	<b>9.1</b>	<b>26.7</b>	<b>10</b>	<b>27</b>
<b>MARCA F</b>	<b>1.2</b>	<b>2.0</b>	<b>2</b>	<b>2.0</b>
FRESA /FRESA 250GR	0.6	1.0	1	1.0
LOW DISTRIBUTION /LOW DISTRIBUTION	0		0	
PINA COCO /PINA COCO 250GR	0.6	1.0	1	1.0
<b>MARCA A</b>	<b>7.9</b>	<b>24.8</b>	<b>8</b>	<b>25.0</b>
DURAZNO	1		1	
DURAZNO 250 GR	1	3.3	1	4.0
LOW DISTRIBUTION	0		0	
FRESA	2.8		3	
FRESA 6X250 GR=1500 GR	0.9	1.4	1	2.0
FRESA 250 GR	1	5.0	1	5.0
FRESA MORA 250ML	0.9	3.1	1	4.0
LOW DISTRIBUTION	0		0	
MANGO	0.7		1	
MANGO 225GRS	0.7	2.4	1	2.0
LOW DISTRIBUTION	0		0	
MANZANA /MANZANA 250 GR	0.9	2.9	1	3.0
MULTISABOR /6PZS 250 GR C/U = 1500 GR	0.7	1.2	1	2.0
PINA COCO	1.8		1	
COCO 250 ML	0.9	2.6	0	
PINA COCO 250 GR	0.9	3.0	1	3.0

	Número promedio de SKU's	Frentes actuales	Número óptimo de SKU's	Frentes optimizando
<b>TOTAL FABRICANTE X</b>	<b>58.5</b>		<b>50</b>	
<b>FUNCIONAL BEBIBLE</b>	<b>11</b>	<b>17.7</b>	<b>8</b>	<b>17</b>
<b>MARCA E</b>	<b>1.1</b>		<b>2</b>	
LOW DISTRIBUTION /CIRUELA SIX PACK 250GR C/U=1500GR	0.1		1	
MIEL /MIEL CEREAL 250GR NAL	0.5	1.0	0	
PINA-APIO-NOPAL / PINA APIO NOPAL 250GR NAL	0.5	1.0	1	2
<b>MARCA F</b>	<b>2.3</b>		<b>4</b>	
CIRUELA PASA	1.6		2	
CIR PASA 6PZ250ML=1500ML	0.4	0.5	1	2
CIRUELA PASA 250 GR NAL	0.7	1.1	1	2
CIR.PASA 6PZAS 250GR C/U=1500GR NAL.	0.5	0.5	0	
FRESA /FRESA FIBRAS 250 GR NAL	0.7	1.2	1	3
<b>MARCA G</b>	<b>4.2</b>		<b>3</b>	
CIRUELA PASA /CIRUELA 250GR	0.9	1.8	1	3
FRESA /FRESA BEBIBLE250GR	0.9	1.8	1	3
PAPAYA NARANJA /PAPAYA NARANJA 250GR NAL	0.9	1.1	1	2
PINA /PINA 250GR NAL.	0.8	1.4	0	
TAMARINDO /TAMARINDO 250GR NAL.	0.7	1.1	0	
<b>MARCA H</b>	<b>1.6</b>	<b>2.6</b>	<b>0</b>	
DURAZNO /DURAZNO 250GR BEBER DESLACTOSADO	0.6	1.1	0	
FRESA	0.9		0	
FRESA 250 GR BEBIBLE DESLACTOSADO	0.8	1.5	0	
LOW DISTRIBUTION	0.1		0	
LOW DISTRIBUTION /LOW DISTRIBUTION	0.1		0	
<b>MARCA I /FRESA /FRESA P/BEBER 250GR NAL</b>	<b>0.4</b>		<b>0</b>	
<b>MARCA J</b>	<b>1.4</b>		<b>0</b>	
LOW DISTRIBUTION /LOW DISTRIBUTION	0		0	
NARANJA MANDARINA /NARANJA MANDARINA 250GR	0.7	1.2	0	
NARANJA MANGO /NARANJA MANGO 250GR NAL	0.7	1.3	0	
<b>TOTAL FABRICANTE X</b>	<b>58.5</b>		<b>50</b>	
<b>INFANTIL BEBIBLE</b>	<b>3.5</b>	<b>4.5</b>	<b>3</b>	<b>4</b>
<b>MARCA C</b>	<b>3.5</b>		<b>3</b>	
FRESA	1.6		2	
4PACK FRESA P/BEBER 150GR C/U=600GR	0.7	0.7	1	1
SABOR FRESA 150GR NAL	0.8	1.3	1	2
LOW DISTRIBUTION	0.1		0	
MANGO /MANGO 150GR NAL	0.6	0.9	0	
MORA /MORA AZUL 150GR NAL	0.5	0.9	0	
MULTISABOR	0.8		1	
4PACK SABORES P/BEBER 150GR C/U=600GR	0.7	0.7	1	1
LOW DISTRIBUTION	0.1		0	
<b>TOTAL FABRICANTE X</b>	<b>58.5</b>		<b>50</b>	
<b>INFANTIL BATIDO</b>	<b>6.4</b>	<b>6.5</b>	<b>4</b>	<b>6</b>
<b>MARCA C</b>	<b>6.4</b>		<b>4</b>	
FRESA /FRESA SOLIDO 4PZS 45GR C/U = 180 NAL	0.9	0.9	1	2
FRESA MANGO /FRESA MANGO SOLIDO 8PZS 45GR C/U = 360 NAL	0.7	0.6	1	2
FRUTAS /FRUTAS SOLIDO 8PZS 45GR C/U = 360 NAL	0.6	0.6	1	1
FRUTOS ROJOS /FRUTOS ROJOS SOLIDO 4PZS 45GR C/U = 180 NAL	0.6	0.6	0	
LOW DISTRIBUTION /LOW DISTRIBUTION	0		0	
MANGOS /MANGOS SOLIDO 4PZS 45GR C/U = 180 NAL	0.8	0.8	0	
MANZANA /MANZANA SOLIDO 4PZS 45GR C/U = 180 NAL	0.7	0.8	0	
MORA /MORA AZUL SOLIDO 4PZS 45GR C/U = 180 NAL	0.7	0.8	0	
PERA /PERA MANZANA SOLIDO 8PZS 45GR C/U = 360 NAL	0.7	0.6	1	1
PLATANO /PLATANO SOLIDO 4PZS 45GR C/U = 180 NAL	0.7	0.7	0	

	Número promedio de SKU's	Frentes actuales	Número óptimo de SKU's	Frentes optimizando
<b>TOTAL FABRICANTE X</b>	<b>58.5</b>		<b>50</b>	
<b>LICUADO /MARCA A</b>	<b>3.5</b>	<b>8.0</b>	<b>2</b>	<b>8</b>
CIRUELA PASA /LICUADO CIRUELA PASA Y NUEZ 250 GR NAL.	0.9	2.0	0	
FRESA PLATANO	1.3		1	
LICUADO 4PACK 250GR C/U 1000GR NAL	0.4	0.5	0	
LICUADO FRESA PLATANO CEREAL LIQUIDO 250 GR NAL	0.9	2.3	1	4
LOW DISTRIBUTION /LOW DISTRIBUTION	0		0	
MAMEY /LICUADO MAMEY C/CEREAL 250GR	0.4	1.1	0	
NUEZ /LICUADO NUEZ Y CEREALES 250 ML. NAL.	0.9	2.1	1	4
<b>TOTAL FABRICANTE X</b>	<b>58.5</b>		<b>50</b>	
<b>LIGHT</b>	<b>8.3</b>	<b>15.2</b>	<b>7</b>	<b>16</b>
<b>MARCA A</b>	<b>3.9</b>	<b>6.6</b>	<b>3</b>	<b>7</b>
FRESA	2.3		2	
SOLIDO FRESA LIGHT 125GR	0.6	0.8	0	
LIGHT FRESA 1 KG NAL.	0.9	1.1	1	2
LIGHT FRESA LIQUIDO 250 GR.NAL.	0.8	2.3	1	3
LOW DISTRIBUTION	0		0	
NATURAL	1.6		1	
NATURAL LIGHT BATIDO 125GR	0.6	0.8	0	
NATURAL LIGHT BATIDO 1000 GR.NAL.	0.9	1.6	1	2
LOW DISTRIBUTION	0.1		0	
<b>MARCA B</b>	<b>4.4</b>	<b>8.6</b>	<b>4</b>	<b>9</b>
DURAZNO /LIGHT DURAZNO 250GR NAL.	0.6	1.0	0	
FRESA	1.1		1	
BATIDO LIGHT FRESA 1000GR NAL.	0.3	0.4	0	
BEBER LIGHT FRESA 250GR NAL.	0.8	1.6	1	3
LOW DISTRIBUTION	0		0	
MANGO /MANGO 250GR NAL.	0.6	1.3	1	3
MANZANA /MANZANA PERA 250GR NAL.	0.5		1	
NATURAL	0.8	0.9	1	
NATURAL BATIDO LIGHT 1000GR NAL	0.3	0.4	0	
LIGHT NATURAL 250GRS NAL.	0.5	1.3	1	3
TE ROJO /TE ROJO C/FRAMBUESAS 250GR NAL.	0.4	0.8	0	
TE VERDE /TE VERDE C/PINA 250GR NAL.	0.4	0.9	0	
<b>TOTAL FABRICANTE X</b>	<b>58.5</b>		<b>50</b>	
<b>PROBIOTICO</b>	<b>2.2</b>	<b>3.3</b>	<b>3</b>	<b>4</b>
<b>MARCA D</b>	<b>1.1</b>		<b>2</b>	
LOW DISTRIBUTION /LOW DISTRIBUTION	0		0	
NATURAL	1.1		2	
LIQUIDO NATURAL 110 GR NAL	0.4	1.3	1	2
LIQUIDO NATURAL 4X110 GR.= 440 GR.NAL.	0.7	0.9	1	1
<b>MARCA E /NATURAL</b>	<b>0.4</b>		<b>1</b>	
5 PZAS 80GR C/U = 400GR NAL	0.3	0.2	1	1
LOW DISTRIBUTION	0.1		0	
<b>MARCA G /NATURAL /HOMBRE MULTIVIT LIGHT 4PACK 120GRC/U=480GR NAL</b>	<b>0.3</b>	<b>0.4</b>	<b>0</b>	
<b>MARCA H /NATURAL /MUJER LIGHT C/EXTRACALCIO 4PACK 120GRC/U=480GRNAL</b>	<b>0.4</b>	<b>0.4</b>	<b>0</b>	

Fuente: Modificado de resultados de optimización para formato de tienda 3 generado por el simulador.

Por consiguiente, la ganancia en ventas para la Categoría y para el Fabricante X dentro de las tiendas del Formato 3 sería de:

- **Categoría: +1.3% en ventas valor (\$28, 545,000 MXN).**
- **Fabricante X: +1.2% en ventas valor (\$7, 420,000 MXN).**

## Conclusiones

Sobre el proceso de decisión al que un consumidor está sujeto cada vez que realiza una compra, vale la pena recalcar que, si bien la experiencia de compra en la actualidad es común y rutinaria, anteriormente la oferta de variedades era reducida, y por lo tanto el tiempo empleado en considerar todas estas variedades era mínimo. Ahora, las personas son expuestas a un número mucho mayor de opciones en prácticamente todos los aspectos o situaciones de la vida.

Lo paradójico respecto a la experiencia de compra, es que aparentemente las personas compran más y con mayor frecuencia, pero lo disfrutan menos, ya que la complejidad detrás de toda decisión de compra disminuye el nivel de satisfacción.

Los fabricantes y cadenas de autoservicio juegan un rol esencial, al ser responsables de ofrecer un surtido en tiendas que sea equilibrado en términos de preferencias de consumidores, y que además optimice las ventas tanto del fabricante como de las cadenas de autoservicio, es decir, siempre buscando una relación “ganar-ganar”.

Para la categoría de lácteos en cuestión, el desarrollo de la categoría en los últimos años ha dado lugar a la necesidad de recurrir a modelos y mejores prácticas para la toma de decisiones de surtido, debido a la inclusión de nuevos segmentos.

A esto además habría que sumarle otras variables que influyen la elección, como lo son el precio, las promociones, la disponibilidad de variedades y el tipo o formato de tienda.

Analizando específicamente las variables que corresponden al tema de surtido, es decir, aquellas que están relacionadas con la presencia de los productos en el anaquel y el análisis de las distintas combinaciones de productos, es necesario siempre partir de la estructura del árbol de decisión, idealmente considerando un árbol para la categoría (árbol macro) y un árbol para el fabricante (árbol micro). Aunque esto último puede variar dependiendo de los objetivos de cada proyecto, por ejemplo: una cadena de autoservicios puede necesitar únicamente árboles macro para distintos pasillos o anaqueles, ya que no requiere llegar a observar resultados a nivel sku para cada categoría/segmento/marca en cuestión.

El árbol de decisión es un elemento indispensable en este proceso de optimización de surtido, y por lo tanto el orden o estructura que se defina a partir de éste será la base para interpretación de resultados y recomendaciones obtenidas.

Derivado del árbol de decisión está también la importancia del concepto de incrementalidad, ya que a partir de aquí se obtienen los impactos en valor (dinero) que habría en los distintos niveles de cada árbol al añadir o remover skus.

Después de la definición de los árboles de decisión, la metodología general evaluada considera los siguientes cálculos y procesos:

- Cálculo ventas baseline para obtener cuál es el volumen de ventas que un producto o una marca lograría sin presencia de actividad promocional (reducciones de precio, carteles, exhibiciones, demostradoras, cupones, etc.).
- Normalización de ventas y número de productos por tienda/nivel para determinar cuánto debería vender una tienda en una semana para un producto determinado.
- Regresión para calcular el impacto directo en el desempeño de las ventas a partir del aumento de surtido en mismo nivel del árbol.
- Regresión para calcular el impacto indirecto por agregar otro ítem hacia el nivel de superior considerado en el árbol de decisión.

Al momento de analizar los resultados, la interpretación debe llevarse a cabo con base en la matriz que aparece en la figura 25 de la página 47, la cual considera el valor incremental aportado vs la el nivel de ventas de cada elemento dentro del árbol de decisión.

Después de revisar los resultados en función de los cuadrantes de la figura 25 (revisar, desarrollar, excluir o apoyar) y determinar qué productos aportan mayor o menor valor al surtido, se procede a generar optimizaciones mediante un simulador que permite agregar las restricciones que sean necesarias y a partir de aquí cuantificar la oportunidad en dinero al llevar a cabo la estrategia de surtido recomendada.

Posterior a la entrega de resultados normalmente se llevan a cabo talleres de trabajo para revisar las optimizaciones en conjunto con el fabricante y alinear sobre lo que se puede quedar o lo que se puede remover en términos de surtido, lo cual en muchas ocasiones también depende de la estrategia y los lineamientos internos del propio fabricante.

Después de haber llegado a una solución final, el siguiente paso en el proceso implica negociaciones entre cliente y cadenas hasta llegar a un acuerdo común, finalizando en la implementación de la estrategia de surtido más óptima y viable acordada.

Por último, resulta de interés mencionar que existen otros métodos alternativos de solución a problemas de surtido o casos similares al que se plantea en este documento, de los cuales la rama que ha demostrado un potencial creciente y muy efectivo durante los últimos 10 años es denominada Machine Learning.

Desde el punto de vista de Machine Learning, los pasos que se requieren para resolver un problema de optimización son:

- Contar con un conjunto de datos para entrenar.
- Determinar si se requiere acondicionar o pre-procesar los datos.
- Definir el mejor modelo a utilizar para procesar los datos.
- Entrenar el modelo.
- Validar el modelo y los resultados obtenidos.

La esencia de Machine Learning consiste en que una computadora sea capaz de aprender automáticamente (sin intervención de un ser humano) el mejor patrón o modelo capaz de representar un conjunto de datos, sin ocuparse necesariamente de la naturaleza o proceso de cómo se hayan obtenido dichos datos. En términos prácticos, el pre-requisito de Machine Learning es contar con un conjunto de datos apropiados sobre el cual se pueda entrenar un modelo.

A pesar de que los resultados obtenidos mediante Machine Learning puedan ser confiables y reflejen las tendencias de preferencia de consumidores, existe un elemento diferenciador que convierte a la solución planteada en este documento en la mejor alternativa para decisiones de surtido avanzadas: el árbol de decisión. El árbol es el pilar que permite el cálculo de la incrementalidad, y por lo tanto la posibilidad de considerar tanto la tasa de ventas de los productos como el valor aportado a los respectivos niveles de los árboles en la toma de decisiones.

La flexibilidad de adaptar una estructura de árbol distinta dependiendo de las necesidades de negocio de fabricantes y cadenas de autoservicio, es algo que otros métodos de solución no permiten, y por lo tanto los hace menos adaptables a diferentes categorías o situaciones de mercado.



## Glosario de términos

Benchmark: En este trabajo se refiere a un promedio, el cual se toma como referencia en términos de ventas y cantidad de productos.

Cadenas: Tiendas de autoservicio que cuentan con sucursales distribuidas en el país (ejemplos: Wal Mart, Comercial Mexicana, Soriana).

Categoría: Es la definición de un tipo de producto de consumo masivo específico, la manera en que se clasifica a un producto por los beneficios que otorga, sus momentos y ocasiones de consumo, el formato, etc. (ejemplo: bebidas carbonatadas, botanas, suavizantes, limpiadores, analgésicos, pastas dental, etc.).

Cluster: Se refiere a un conjunto o agrupación de elementos.

Ejecución: Es la manera en que un fabricante lleva acciones para atraer al consumidor y permitir que éste localice sus respectivos productos y finalmente se generen compras. Algunas variables que comprenden la ejecución son la distribución, las promociones, la comunicación de beneficios, eventos patrocinados, etc.

Fabricante: Así se define al organismo o empresa responsable de elaborar y comercializar un producto de consumo masivo.

Formato de tienda: Tipos de tienda de las cadenas de autoservicio que varían dependiendo del tamaño de la tienda en m<sup>2</sup>, el número de cajas registradoras, la cantidad de categorías manejadas (ejemplos: Bodega, Supermercado, etc.).

Gerencia de categorías: Comprende todas las actividades y decisiones relacionadas con la catalogación o descatalogación de productos dentro de las tiendas y su distribución en anaqueles y pasillos.

Item/ Sku: Se refiere a una unidad de producto tal como el consumidor lo puede encontrar en tiendas, es decir, un producto a nivel código de barras.

Me too: El término se refiere a productos que son una copia o imitación de otro producto ya existente en el mercado.

Portafolio: Se refiere a la variedad de productos de consumo masivo que un mismo fabricante puede ofrecer al consumidor.

Segmento: Es la segregación de productos que puede existir dentro de una misma categoría, por ejemplo, los limpiadores se dividen en líquidos, gel, multiusos, especializados (baño, cocina), etc.

Surtido: Se refiere a la oferta de productos en términos de variedad y cantidad de alternativas disponibles para el consumidor.



## Bibliografía

- Barber, D. (2012). *Bayesian Reasoning and Machine Learning*.
- Brockwell, P. a. (1996). *Introduction to Time Series*. New York: Springer-Verlag.
- Chatfield, C. (1996). *The Analysis of Time Series*. London: Chapman and Hall.
- DemandTec. (2009). Science Meets Assortment Optimization: Tune the Mix to Local Demand. *DemandTec White Paper*.
- Draper, N. R., & Smith, H. (1998). *Applied Regression Analysis* (3a ed.). Estados Unidos: John Wiley & Sons.
- Murphy, K. P. (2012). *Machine Learning: A Probabilistic Perspective*. MIT Press.
- Neter, J. (1983). *Applied linear regression models*. R.D. Irwin.
- Rossiter, J. &. (1997). *Advertising communications and promotion management*. New York: McGraw-Hill.
- Schwartz, B. (2004). *The Paradox of Choice: Why More is Less*. Estados Unidos: Harper Perennial.
- Stoffer, R. H. (2006). *Time Series Analysis and its Applications With R Examples*. Springer Texts in Statistics.
- Tan, M. (1993). Multi-agent reinforcement learning: Independent vs. cooperative agents. . *Proceedings of the 10th International Conference on Machine Learning.*, 426-431.