



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

**DETERMINACION DE AJUSTES SEMANALES PARA EL PRICING DE UNA CADENA  
DE SUPERMERCADOS**

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

**KARINA GABRIELA DÍAZ YÁÑEZ**

**SANTIAGO DE CHILE  
MARZO 2012**



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

**DETERMINACION DE AJUSTES SEMANALES PARA EL PRICING DE UNA CADENA  
DE SUPERMERCADOS**

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

**KARINA GABRIELA DÍAZ YÁÑEZ**

PROFESOR GUÍA:  
LUIS ABURTO LAFOURCADE

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:  
MARCEL GOIC FIGUEROA  
NICOLÁS FRITIS COFRÉ

SANTIAGO DE CHILE  
MARZO 2012

## **DETERMINACIÓN DE AJUSTES SEMANALES PARA EL PRICING DE UNA CADENA DE SUPERMERCADOS**

La industria del *retail* en Chile se caracteriza por ser altamente competitiva, especialmente en el rubro de los supermercados, bajo este contexto una de las variables más visibles para el cliente y en consecuencia que pueden causar un impacto significativo en las ventas de una cadena, es el precio. En relación a esta problemática, existen modelos que definen un precio a través de estimaciones de elasticidades de demanda y de una posterior optimización en base al margen de la cadena. Sin embargo, poseen ciertas limitaciones, esencialmente relacionadas con el tiempo requerido para poder determinar las elasticidades de precio/demanda, tardando en promedio tres semanas. El objetivo principal de esta memoria es diseñar una metodología para la detección de reglas de asociación, que permita determinar ajustes semanales al precio de una categoría de una cadena mayorista, tomando como base el *pricing* operativo gestionado por la compañía Penta Analytics S. A, pero que además incluya en su análisis factores referentes a los eventos ocurridos, que provocan que la performance del precio, en cuanto a su aporte al margen total de la cadena, varíe semana a semana y que logre disminuir el tiempo que tarda la determinación de un esquema de precios semanal.

La metodología utilizada para lograr dicho objetivo, parte con un estudio histórico del desempeño de la categoría de productos margarina, detectando indicadores que explican dichos resultados y que determinan el efecto que tienen factores externos al precio, sobre los resultados obtenidos. A partir de estos indicadores, se seleccionan variables explicativas, para luego, a través de un algoritmo de programación detectar todas las combinaciones de reglas de asociación presentes en la data, las cuales son evaluadas posteriormente según su nivel de soporte y confianza. Finalmente, con las reglas seleccionadas y siguiendo la lógica declarada, se determina la acción de precio correspondiente a cada escenario.

La aplicación de la metodología da como resultado 86 reglas de precios significativas, a partir de las cuales, se consolidan acciones de ajuste semanales de precios por producto, para toda la categoría, por ejemplo: Si el producto Margarina Pamperita 100G tiene un desempeño regular en cuanto a sus ventas la semana anterior y al subir el precio esta semana sus ventas suben, la regla dice que el precio se debe seguir subiendo. Esto permite reducir el tiempo de trabajo de un tomador de decisión de tres semanas a cuatro días, implicando un ahorro de \$3.326.400 anual. Además, posibilita eliminar un 17% de errores logrando un ahorro de \$12.576.75 anual.

Como principal limitante de este trabajo se encuentran la falta de información en cuanto a precios de la competencia y quiebres de stock, por lo que se plantea como trabajo futuro la incorporación de nuevas semanas de estudio con dicha información y además de otras variables como el almacenamiento de productos por parte de los clientes (stockpiling), utilizando programación dinámica.

*En memoria de mi querido amigo*

*Alejandro Salas Valenzuela*

## AGRADECIMIENTOS

*“La vida no esta hecha de deseos y sí de los actos de cada uno”*

Paulo Coelho.

El entrar a la Universidad fue un deseo, el terminar mi carrera ha significado un esfuerzo de seis años de estudio. Al finalizar esta etapa me llevo innumerables aprendizajes, grandes experiencias y por sobre todo hermosas amistades.

Primero quiero agradecer a mi familia que sin lugar a dudas ha sido un pilar fundamental en mi vida y un apoyo incondicional durante todo este proceso. Gracias a mi papi por la dedicación y el cariño constante que siempre me demuestras, a mi mami por todo tu esfuerzo, tus palabras de aliento y por tu confianza absoluta, a mi querida hermanita titi por tu alegría, tu compañía, tu entrega total y por el cariño que me das día a día y a mi abuelita por su preocupación, su generosidad desinteresada y por su sonrisa diaria que me hace tan feliz.

Quiero agradecer también a mis profesores Luis y Marcel, por ayudarme en este trabajo y ser parte importantísima en esta etapa a través de su rigor, absoluta disposición y exigencia que me permitieron terminar este proceso.

Agradezco a mis amigas: Cochu, Trini, Kiki, Nifer, Ivo, Koty, Nicole y Kiro, que han estado presentes desde siempre con sus alegrías, tristezas, pero por sobre todo con su cariño gigante y su gran apoyo. A mis súper amigos Industriales: Pablo, Gonza, Nubian, Stivo y Serena que hicieron de mi estadía en la Universidad una experiencia inolvidable.

No puedo dejar de mencionar a mis compañeros de Penta por su absoluta disposición, paciencia y buena onda, en especial a Andrés Gormaz por sus ideas y comentarios que aportaron al desarrollo de este trabajo.

Finalmente a mi querido amigo Alejandro Salas, por tus momentos compartidos, tu alegría contagiosa y por darle otro sentido a todo esto.

## INDICE

---

INTRODUCCIÓN.....	8
1.- DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO Y JUSTIFICACIÓN.....	9
2.- OBJETIVOS.....	12
2.1 Objetivo General.....	12
2.2 Objetivos Específicos.....	12
3.- ALCANCES.....	12
4.- RESULTADOS ESPERADOS.....	13
5.- MARCO CONCEPTUAL.....	13
5.1 Pricing.....	13
5.2 Modelos para cálculo de elasticidades.....	14
5.3 Indicadores de rendimiento.....	14
5.4 Determinación de Reglas.....	15
5.4.1 Árboles de decisión.....	15
5.4.2 Método de extracción de reglas de asociación.....	17
6.- METODOLOGÍA.....	20
7.- DESARROLLO METODOLÓGICO.....	24
7.1 Análisis de la Situación Actual.....	24
7.1.1 Datos disponibles.....	24
7.1.2 Problemáticas identificadas.....	24
7.2- SELECCIÓN DE DATOS.....	25
7.3- EVALUACIÓN DEL PRICING HISTÓRICO PARA UNA CATEGORÍA.....	27
7.3.1 Indicadores Primarios.....	27
7.3.2 Indicadores Secundarios.....	31
7.4- SELECCIÓN DE REGLAS.....	37
7.4.1 Aplicación de reglas de asociación.....	37
7.4.2 Generación de reglas.....	39
8.- PRESENTACIÓN Y ANÁLISIS DE RESULTADOS.....	41
8.1 Resultados reglas para toda la categoría.....	41
8.2 Resultados reglas por producto.....	46
9.- ESQUEMA GENÉRICO.....	51
10.- CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS.....	52
10.1 Conclusiones.....	52
10.2 Trabajos futuros.....	53
11.- BIBLIOGRAFÍA Y FUENTES DE INFORMACIÓN.....	55
12.- ANEXOS.....	57

12.1 Anexo N°1: “Marcas y SKU’s en estudio”.....	57
12.2 Anexo N°2: “Clasificación semanas en estudio”.....	58
12.3 Anexo N°3: “Árbol de decisión”.....	61
12.4 Anexo N°4: “Análisis de Sustitución”.....	64
12.5 Anexo N°5: “Set de reglas y recomendaciones”.....	65

## INTRODUCCIÓN.

---

En la actualidad la industria del *retail* se posiciona como uno de los sectores productivos más desarrollados de Chile, aportando el 13,3% del PIB nacional durante el año 2010 [1]. Además, el sector del comercio explicó un 1,1% del crecimiento del PIB durante dicho año [1]. De acuerdo al INE, se espera que el sector tenga un crecimiento de un 9% durante el 2011[2]. Es así como la industria del *retail* se posiciona como una de las fundamentales en Chile, especialmente en el rubro de cadenas de supermercados.

El crecimiento del sector se ve acompañado de un alto nivel de concentración, donde cuatro cadenas de supermercados consolidan el 88% de las ventas [3]. La fuerte y alta competencia actual y la inclusión de nuevas estrategias para enfrentar a los competidores y mantener a la clientela ha hecho disminuir los márgenes netos de venta, que en la actualidad son menores al 5% [4].

Por otro lado, los clientes de los supermercados son hoy más exigentes y están más informados lo cual ha impactado de forma positiva en la competitividad del sector. Los competidores se han visto obligados a buscar nuevas estrategias, como programas de fidelización, para ser más atractivos para sus clientes.

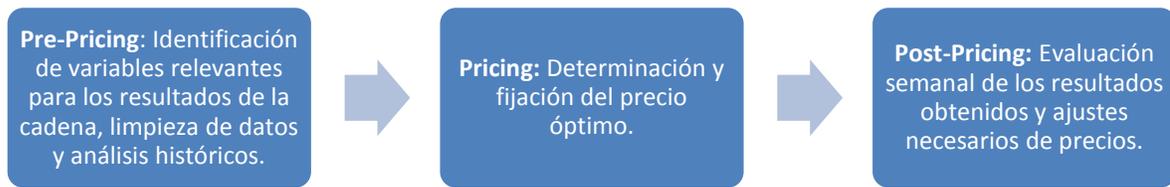
Para hacer frente a esta situación, las cadenas de supermercados utilizan diversas estrategias de competencia, entre ellas se encuentran aquellas orientadas a fijar mejor los precios de los productos, naciendo así, diversos tipos de *pricing*. Una de ellas es EDLP (“EveryDay Low Prices”) comúnmente usada por Wal-Mart (Líder en Chile), donde se ofrecen constantemente precios bajos en la mayoría de los productos o categorías. Otra estrategia es la denominada Hilo (“High-Low Price”)[5], que ofrecen temporalmente promociones sobre un conjunto limitado de productos.

Actualmente, las cadenas de supermercados poseen una amplia información sobre sus clientes y las diversas transacciones que se realizan diariamente. En base a estos datos se puede realizar un exhaustivo análisis en cuanto a las preferencias de los consumidores y su comportamiento frente a una gran variedad de promociones.

Una de las variables susceptibles de ser modificada semanalmente y que presenta un mayor impacto en las ventas y los ingresos de un local es justamente el precio. En general, la fijación de precios de una cadena de supermercados para un producto, se basa principalmente en costos, la competencia y el posicionamiento requerido, como se menciona en los ejemplos anteriores, pero existen otras variables que hacen necesario la modificación continua del precio, como lo son los cambios en las preferencias y gustos de los clientes y la incorporación o discontinuación de productos dentro de una categoría, el no considerar estos factores significa perder la oportunidad de incrementar los márgenes.

A la fecha, se han realizado una serie de estudios que intentan responder a esta inquietud [6][13][8], los cuales plantean metodologías para la determinación de precios de una cadena de supermercados. Una de ellas es utilizada actualmente en un supermercado mayorista, y es aplicada por la empresa Penta Analytics S.A. donde, se pueden identificar tres etapas principales en la toma de decisión del precio de una cadena: *pre-pricing*, *pricing* y *post-pricing*.

### Esquema N° 1: “Etapas de la toma de decisión del precio”



Fuente: Elaboración propia

Es en la etapa de *post-pricing* donde se centra el trabajo de esta memoria, la cual aún es imprecisa. Esto se debe principalmente a que, a pesar de que estos modelos determinan un precio óptimo por producto para cada sucursal de la cadena, estos no son capaces de ir incorporando los diferentes eventos que ocurren semanalmente, tales como efectos de una promoción, movimientos de la competencia, posibles quiebres de stock, entre otros, de manera rápida y efectiva para la toma de decisiones de *pricing* de la cadena. Por lo cual, se hace necesario evaluar estos precios y ajustarlos de forma semanal, manual y reactiva.

Esta limitación implica una pérdida de oportunidad para la compañía, si se consideran tres etapas esenciales: selección y pre procesamiento de datos, obtención de parámetros y optimización, el tiempo requerido total es de tres semanas, aproximadamente 135 horas hombre, lo cual es considerado un tiempo elevado para el dinamismo del sector [13]. Este tiempo significa una inversión de aproximadamente \$45.360.000<sup>1</sup> anuales para la empresa.

Por lo tanto, el aporte de este trabajo consiste en proponer una metodología más rápida y sencilla, que permita evaluar el *pricing* semanal y determine ajustes de precios semanales para una cadena de supermercado, que considere los efectos que pueda provocar en los clientes una promoción realizada en la semana y que tenga en cuenta el comportamiento de la competencia.

## 1.- DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO Y JUSTIFICACIÓN.

---

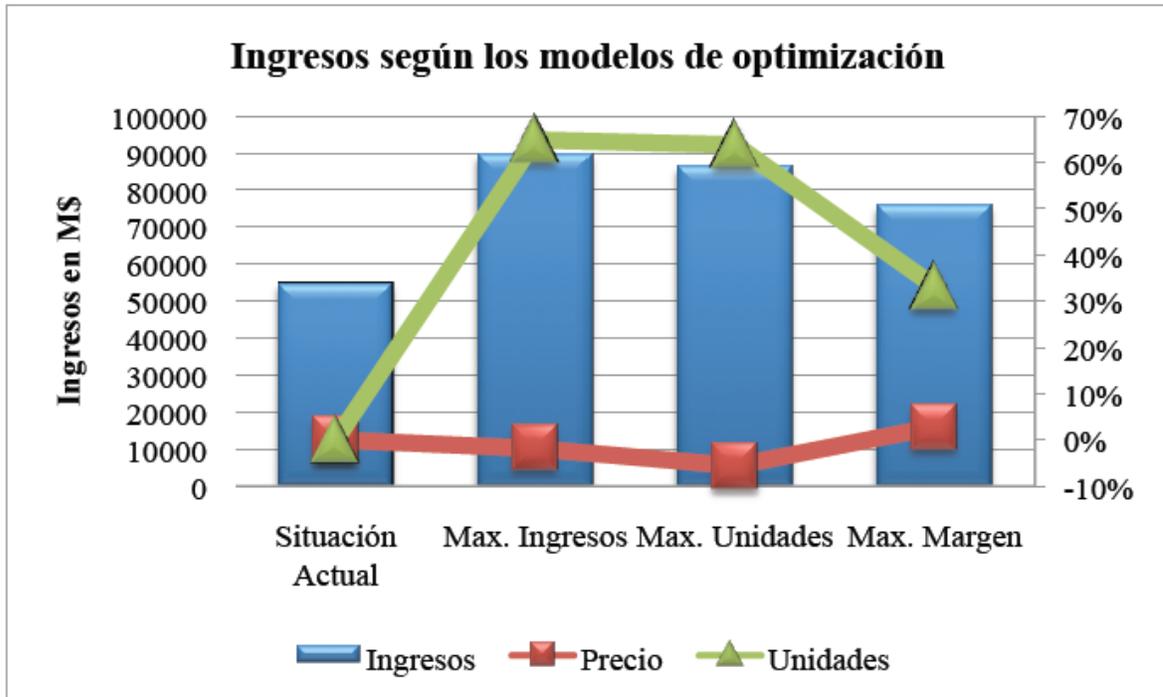
Como ya se ha planteado, una de las variables principales que se puede manipular dentro de una empresa es el precio, esto puede mejorar la toma de decisiones e incluso el margen de la misma.

En la actualidad, las cadenas de supermercados consideran dentro de sus decisiones tácticas la determinación del mejor precio para sus productos en cada una de las categorías presentes en sus sucursales. Esta decisión se basa en tres aspectos, los costos asociados, el precio de la competencia y el posicionamiento deseado en el mercado. Lo cual puede convertirse en una pérdida significativa de oportunidad de mejora en el margen de la cadena, un ejemplo claro son los nuevos modelos de *pricing* que han mostrado un incremento de hasta 30% en los ingresos y una mejora en 100% para el margen de la misma [6].

<sup>1</sup> 1 hora hombre tiene un costo de \$2.800 para la empresa, se consideran 9 horas diarias de trabajo.

El siguiente gráfico muestra cómo el uso de modelos de optimización a través de cambios porcentuales en el precio promedio de una cadena, puede significar una variación significativa en los ingresos y por ende en el desempeño de la cadena.

Gráfico N° 1: "Ingresos de la cadena mayorista en estudio, según variación del precio"



Fuente: Troncoso C. 2010. Determinación de precios óptimos para una cadena de supermercado utilizando modelos jerárquicos bayesianos. Memoria de Ingeniería Civil Industrial. Santiago, Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas.

Esto señala la importancia que tiene para las cadenas de supermercados la fijación óptima de precios y es una de las razones por las cuales existen numerosas investigaciones en metodologías de *pricing* basadas en la estimación de la demanda.

En respuesta a esta oportunidad, Penta Analytics S.A. ha implementado una metodología para la determinación del precio óptimo para una cadena de supermercados mayorista. Estas metodologías permiten determinar las elasticidades de demanda de los consumidores con respecto al precio, con mayor robustez en los resultados obtenidos de las estimaciones, sin dejar de lado la heterogeneidad de cada sucursal. Posteriormente, estos resultados se aplican a modelos de optimización para obtener finalmente un vector de precios bases que maximiza distintos objetivos según cada modelo, como los ingresos o el margen de la cadena.

Dichos procedimientos implican un gran avance en cuanto a la forma de definir el precio base para una cadena de supermercados mayorista. Sin embargo, poseen ciertas limitaciones, esencialmente relacionadas con el tiempo requerido para poder determinar las elasticidades de precio/demanda, tardando en promedio tres semanas [13]. Esto impide ir incorporando semana a semana la información referente a los eventos ocurridos, tales como promociones de productos y eventuales cambios de marca en los consumidores, quiebres de stock dentro de la tienda provocando que el cliente finalmente no lleve el producto que iba a buscar, cambios en la

dinámica de precios de la competencia, entre otros. La presencia de estos efectos provoca que la performance del precio, en cuanto a su aporte al margen total de la cadena, varíe semana a semana. Por lo tanto, se hace necesario una evaluación dinámica del *pricing* y si el caso lo requiere un ajuste del mismo precio.

En la actualidad, para poder responder a esta situación, Penta Analytics S.A. utiliza el modelo descrito y realiza una evaluación semanal manual del precio por categoría para todas las sucursales de una cadena de supermercados mayorista, identificando de esta manera los productos que tienen un menor desempeño al esperado, en base a esa evaluación se toman decisiones de ajuste de precios para dichas categorías. Estos ajustes se hacen de forma reactiva, sin un sustento claro de la decisión y sin considerar todos los factores expuestos.

Otra alternativa es ir corriendo el modelo semanalmente incluyendo la nueva información, pero esto es inviable debido al tiempo que tarda realizar todo ese procedimiento, lo cual significa un mínimo de tres semanas siendo imposible modificar el precio a tiempo y además implica una inversión de horas hombre considerable. Por otra parte, los nuevos datos pueden ser no significativos en relación a la data histórica de uno o dos años, lo cual no generaría cambios relevantes en el esquema de precios.

Finalmente, se encuentra la metodología planteada en este trabajo, que pretende dar respuesta a interrogantes como, si esta semana el resultado de la gestión no ha sido la esperada ni la más óptima, ¿qué se puede hacer?, ¿cómo reaccionar frente a este escenario poco favorable? y por otra parte ¿a qué se debe?, ¿nuestro precio era muy alto comparado con la competencia?, ¿el producto estaba disponible en la tienda?, ¿existieron promociones durante la semana?, ¿produjo esta promoción un efecto de cambio de marca en los clientes?, ¿fue este efecto algo positivo para el desempeño de la categoría?, logrando diferenciar si los malos resultados obtenidos son producto del esquema de precios fijado o responden a otras variables.

Además hoy en día se estudian los casos en que “les va mal” en una categoría, ¿qué pasa cuando les va bien?, ¿se puede mejorar aún más el margen?. Para responder a estas interrogantes, se plantea una metodología que permita evaluar de manera correcta y continua (semana a semana) el *pricing* de la cadena y además que determine reglas de ajustes de precios, a partir de los resultados históricos obtenidos.

## 2.- OBJETIVOS.

---

### 2.1 Objetivo General.

---

- Determinar ajustes semanales de precios para una cadena de supermercado considerando resultados de corto plazo y cambios en precios de la competencia.

### 2.2 Objetivos Específicos.

---

- Definir indicadores claves de rendimiento semanal para el *pricing* de las diferentes categorías de productos, para la cadena de supermercado.
- Evaluar el *pricing* semanal de la cadena e identificar casos en que los resultados responden al *pricing* realizado o a factores externos.
- Generar reglas que permitan modificar el *pricing* de acuerdo a la evaluación realizada, de manera de maximizar el margen de la cadena de supermercado.
- Estimar los beneficios de aplicar dicha metodología a una categoría dentro de la cadena en estudio, mediante una comparación de efectividad y eficiencia, en relación a los modelos existentes en Penta Analytics S.A.
- Entregar un esquema metodológico que permita replicar este trabajo en otras categorías.

## 3.- ALCANCES.

---

- El trabajo consiste en realizar una metodología para evaluar el *pricing* y determinar ajustes de precios semanales que optimicen el margen de una cadena de supermercado mayorista, a nivel de SKU<sup>2</sup>, aplicando dicha metodología a un caso real en una categoría.
- La aplicación sólo abarcará el estudio de una categoría de rutina<sup>3</sup>, por lo tanto se entregará una política de precios óptimos para una categoría en particular para toda la cadena.

---

<sup>2</sup> SKU: *Stock-keeping unit* (unidad de guardado de inventario) es un identificador usado en el comercio con el objeto de permitir el seguimiento sistemático de los productos y servicios ofrecidos a los clientes. Cada SKU se asocia con un objeto, producto, marca, servicio, cargos, etc.

<sup>3</sup> Categoría de rutina: representan a la mayoría de los productos al ser de necesidad diaria de los consumidores. En esta categoría el *retailer* se posiciona como preferido al entregar una buena relación precio/calidad. Como por ejemplo: bebidas, aceite, margarina, entre otros.

#### 4.- RESULTADOS ESPERADOS.

---

- Indicadores primarios para la evaluación del desempeño y para las variables más significativas, identificadas previamente.
- Indicadores secundarios con rangos de decisión<sup>4</sup> para los cuatro factores analizados, quiebres de stock, efecto *switching*, comportamiento de la competencia y el comportamiento significativo del *pricing*.
- Set de Reglas generales que identifiquen cuánto se debe ajustar el precio en los casos que corresponda.
- Cuadro comparativo para la medida de eficiencia y efectividad, de los modelos de *pricing* existentes en Penta Analytics S.A. y de la metodología planteada aplicada a una categoría en particular.

#### 5.- MARCO CONCEPTUAL.

---

Desde un punto de vista metodológico, es necesario en primer lugar describir las herramientas utilizadas actualmente por la compañía para determinar elasticidades de precio, las que constituyen la base para la determinación de precios óptimos. En segundo lugar, se requiere identificar y definir los factores esenciales que afectan el comportamiento del consumidor y por ende el rendimiento de una categoría, en cuanto a su aporte al margen dentro de una cadena de supermercado. Finalmente, se debe presentar la base para la extracción de reglas de precios a determinar.

##### 5.1 Pricing.

---

Definido como la “ciencia de las decisiones de precio”, combina diferentes herramientas de análisis y gestión para que las empresas se aproximen cada vez más al objetivo de llegar con “el precio justo al cliente indicado, en el momento correcto” [10].

Este concepto está muy relacionado con la técnica de “precios dinámicos”, utilizada por los mercados de servicios o productos donde se define el precio óptimo en cada momento, tomando en consideración la demanda proyectada y la capacidad o el stock disponible, permitiendo generar significativos beneficios adicionales, optimizando los ingresos en función de la capacidad disponible[10].

---

<sup>4</sup> Rangos de decisión: porcentajes o niveles que distinguen la existencia del factor analizado y el grado de influencia que tiene este en el rendimiento final.

## 5.2 Modelos para cálculo de elasticidades.

---

Existen diversos modelos estadísticos que permiten establecer elasticidades de la participación de mercado de un producto con respecto a una variable o atributo. Dentro de los cuales destacan: Modelos Jerárquicos Bayesianos, Modelo de regresión lineal y Modelo de regresión Logit Multinomial, todos ellos proporcionan parámetros que explican las relaciones existentes entre la cantidad demandada y el precio tanto a nivel de categoría como a nivel de producto [6][12][13]. Si estos parámetros son acompañados posteriormente por una optimización adecuada, se logran obtener precios óptimos para una cadena de supermercados, concretando así diversas metodologías para la determinación de precios bases óptimos [6][13][8].

A pesar de la utilidad que tienen, estas metodologías presentan algunas limitantes, la principal está relacionada con el tiempo necesario para llevarlas a cabo de manera rutinaria. Considerando tres etapas esenciales: selección y pre procesamiento de datos, obtención de parámetros y optimización, el tiempo requerido total es de tres semanas, aproximadamente 135 horas hombre, lo cual es considerado un tiempo elevado para el dinamismo del sector [13].

Por otra parte, los modelos de optimización aplicados presentan una limitación, dadas las formas de las funciones objetivos planteadas, los precios óptimos estimados en la mayoría de los casos activan las restricciones de los límites de precios tanto inferior como superior, haciendo que estas restricciones, en general proporcionadas por juicio de expertos, sean parámetros críticos [13].

## 5.3 Indicadores de rendimiento

---

A continuación se listan los diferentes indicadores más utilizados para la medición del rendimiento semanal que tienen las categorías de una cadena de supermercados y cada uno de los productos que la conforman.

1.- Margen. 
$$M[\%] = \frac{(P*Q) - C}{P*Q}$$
*Ecuación 1.*

2.- Ventas. 
$$V[\$] = P * Q$$
*Ecuación 2.*

3.- Unidades Vendidas. 
$$U = Q$$
*Ecuación 3.*

4.- Contribución. 
$$Cont[\$] = (P * Q) - C$$
*Ecuación 4.*

Donde: P = Precio promedio semanal.

Q= Cantidad semanal de productos vendidos.

C= costo semanal.

### 5.4.1 Árboles de decisión.

---

El procedimiento Árbol de decisión crea un modelo de clasificación de casos en grupos o pronostica valores de una variable (criterio) dependiente basada en valores de variables independientes (predictores). El procedimiento proporciona herramientas de validación para análisis de clasificación exploratorios y confirmatorios.

Este se puede utilizar para:

- a) **Segmentación.** Identifica las personas que pueden ser miembros de un grupo específico.
- b) **Estratificación.** Asigna los casos a una categoría de entre varias, por ejemplo, grupos de alto riesgo, bajo riesgo y riesgo intermedio.
- c) **Predicción.** Crea reglas y las utiliza para predecir eventos futuros, como la verosimilitud de que una persona cause mora en un crédito o el valor de reventa potencial de un vehículo.
- d) **Reducción de datos y clasificación de variables.** Selecciona un subconjunto útil de predictores a partir de un gran conjunto de variables para utilizarlo en la creación de un modelo paramétrico formal.
- e) **Identificación de interacción.** Identifica las relaciones que pertenecen sólo a subgrupos específicos y las especifica en un modelo paramétrico formal.
- f) **Fusión de categorías y discretización de variables continuas.** Vuelve a codificar las variables continuas y las categorías de los predictores del grupo, con una pérdida mínima de información [14].

Además, se pueden distinguir dos tipos de árboles de clasificación dependiendo de la estructura del árbol, esto es, del número de ramas que se puedan generar a partir de un nodo:

1. **Árboles basados en la metodología CART**, que permite generar ramas a partir de un nodo. CART divide los datos en segmentos para que sean lo más homogéneos posible respecto a la variable dependiente, utilizando el índice Gini[22]:

$$Gini(t) = 1 - \sum_{j=1}^m (p(j | t))^2$$

Ecuación 5.

Donde  $p(j|t)$  es la frecuencia relativa de la clase  $j$  en  $t$ .

Lo que se quiere es minimizar el índice Gini al seleccionar un atributo. Para esto se calcula el índice Gini en cada rama del atributo tomando en cuenta su proporción de ejemplos. Si se divide en k ramas:

$$Gini_A = \sum_{i=1}^k \frac{n_i}{n} Gini(k)$$

*Ecuación 6.*

Donde  $n_i$  son los ejemplos de la rama y  $N$  los del nodo.

2. **Árboles basados en la metodología CHAID**, que genera un número distinto de ramas a partir de un nodo, realiza una detección automática de interacciones mediante chi-cuadrado. En cada paso, CHAID elige la variable independiente (predictora) que presenta la interacción más fuerte con la variable dependiente. Las categorías de cada predictor se funden si no son significativamente distintas respecto a la variable dependiente [14].

La metodología utiliza las variables categóricas y realiza la prueba de distribución  $\chi^2$  en diferentes etapas del proceso, dirigidos a la muestra de acuerdo a las categorías de mejor pronóstico. Para limitar el crecimiento del árbol se utilizan varios filtros:

- Importancia categoría: p-valor por encima del umbral de significancia.
- Importancia predictor: p-valor por debajo del valor que es una variable significativa predictor para ser considerada.
- Tamaño de la raíz: número mínimo de elementos que un grupo debe tener para poder ser segmentado (root).
- Tamaño de la hoja: número mínimo de elementos que un grupo debe tener para después de la segmentación, se un grupo autónomo (hoja).

La segmentación termina cuando todos los grupos son terminales, es decir, cuando no hay más predictores significativos [15].

## 5.4.2 Método de extracción de reglas de asociación

---

El objetivo de las reglas de asociación es encontrar asociaciones o correlaciones entre los elementos u objetos de bases de datos transaccionales, relacionales o *datawarehouses* [17]. Estas tienen diversas aplicaciones, dentro de las que destaca el soporte para la toma de decisiones y el análisis de información de ventas.

A diferencia de las reglas de clasificación, que también utilizan un procedimiento de *covering*<sup>5</sup>, para encontrar una regla de asociación se debe considerar cada posible combinación de pares atributo-valor del lado derecho, para posteriormente ser podadas usando cobertura (número de instancias predichas correctamente) y precisión (proporción de número de instancias a las cuales aplica la regla).

Una regla de asociación es una expresión de la  $X \Rightarrow Y$  donde  $X$  y  $Y$  son conjuntos de elementos. El significado intuitivo: las transacciones de la base de datos que contienen  $X$  tienden a contener  $Y$  [16].

### *Definición del problema general*

---

El problema de minería de reglas de asociación se define como:

- Sea  $I = \{i_1, i_2, \dots, i_n\}$  un conjunto de  $n$  atributos binarios llamados ítems.
- Sea  $D = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$  un conjunto de  $m$  transacciones almacenadas en una base de datos.
- Sea ID identificador asociado a cada transacción.
- Sea  $X$  un conjunto de elementos  $X \in I$ .
- Una regla de asociación es una implicación :

$X \Rightarrow Y$ , donde  $X \in I$ ,  $Y \in I$  y  $X \cap Y = \emptyset$

Los conjuntos de ítems  $X$  y  $Y$  se denominan respectivamente “**antecedente**” y “**consecuente**” de la regla [16][18].

---

<sup>5</sup> Covering: procedimiento que permite encontrar condiciones de reglas (par atributo-valor) que cubra la mayor cantidad de ejemplos de una clase, y la menor del resto de las clases.

Para ilustrar de mejor manera, se presenta el siguiente ejemplo:

Tabla N° 1: “Base de datos con 4 ítems y 5 transacciones”

ID	Leche	Pan	Mantequilla	Cerveza
1	1	1	0	0
2	0	1	1	0
3	0	0	0	1
4	1	1	1	0
5	0	1	0	0

Fuente: Elaboración propia

Se tiene una base de datos que contiene los ítems, donde el código “1” indica que el producto correspondiente está presente en la transacción y el código “0” significa que no está presente.

Se tiene el conjunto de ítems:

$$I = \{\text{Leche, Pan, Mantequilla, Cerveza}\}$$

Entonces, un ejemplo de regla para el supermercado podría ser:

$$\{\text{Leche, Pan}\} \Rightarrow \{\text{Mantequilla}\}$$

Significaría que si el cliente compró “leche” y “pan” también compró “mantequilla”, es decir, según lo anterior se tendría que:

$$X = \{\text{Leche, Pan}\} \text{ y } Y = \{\text{Mantequilla}\}$$

En minería de datos con reglas de asociación en BD transaccionales se hace necesario evaluar las reglas obtenidas, dado que solo interesan aquellas que contengan pares de atributo-valor que cubran una cantidad de instancias significativa. Para asegurar esto, las restricciones más conocidas son los de “Soporte” y “Confianza”.

El Soporte de un conjunto de ítems  $X$  en una base de datos  $D$  se define como la proporción de transacciones en la base de datos que contiene dicho conjunto de ítems:

$$\text{sop}(X) = \frac{|X|}{|D|}$$

Ecuación 7.

En el ejemplo anterior el conjunto {Leche, Pan} tiene un soporte de:

$$\text{sop}(X) = \frac{2}{5} = 0.4$$

La Confianza de una regla se define como:

$$\text{conf}(X \Rightarrow Y) = \frac{\text{sop}(X \cup Y)}{\text{sop}(X)} = \frac{|X \cup Y|}{|X|}$$

*Ecuación 8.*

Por ejemplo, para la regla:

$$\{\text{Leche, Pan}\} \Rightarrow \{\text{Mantequilla}\}$$

La confianza sería:

$$\text{conf}(\{\text{Leche, Pan}\} \Rightarrow \{\text{Mantequilla}\}) = \frac{\text{sop}(\{\text{Leche, Pan}\} \cup \{\text{Mantequilla}\})}{\text{sop}(\{\text{Leche, Pan}\})} = \frac{0.2}{0.4} = 0.5$$

Este implica que el 50% de las reglas de la base de datos que contienen 'leche' y 'pan' en el antecedente tienen 'mantequilla' en el consecuente.

También se puede interpretar la confianza como un estimador de  $P(Y | X)$ , la probabilidad de encontrar la parte derecha de una regla condicionada a que se encuentre también la parte izquierda [19].

*Tabla N° 2: " Comparación entre Reglas de Asociación y Reglas de clasificación a partir de árboles de decisión "*

<b>Reglas de Asociación</b>	<b>Reglas a partir de la clasificación</b>
Exploración de dependencias	Predicción enfocada
Diferentes combinaciones de atributos dependientes e independientes.	Predice un atributo (clase) a partir de otros.
Búsqueda completa (todas las reglas encontradas)	Búsqueda heurística (se encuentra un subconjunto de reglas)

*Fuente: Aprendizaje computacional. Eduardo Morales y Jesús González. Capítulo N°4: Reglas de Asociación. 2009. pp 74-86.*

La Tabla N° 2, muestra una comparación entre reglas de asociación y de clasificación a partir de árboles. Los árboles usan heurísticas de evaluación sobre un atributo, están basados en *splitting*<sup>6</sup>, y normalmente realizan sobreajuste seguido de podado. Mientras que las reglas de asociación se basan en medidas de confianza y soporte, consideran cualquier conjunto de atributos con cualquier otro conjunto de atributos [16][20].

<sup>6</sup> Splitting: criterio que consiste en dividir el conjunto de datos en subconjuntos considerando un atributo seleccionado por una heurística particular.

## 6.- METODOLOGÍA.

---

La metodología propuesta consta de cinco pasos fundamentales:

### 1. Análisis de la situación actual:

En este punto se pretende contestar la interrogante de cómo se realiza el proceso de evaluación y de qué factores se consideran en los ajustes de precio. Para lo cual se realiza una recopilación de información, mediante entrevistas e investigación dentro de la compañía, con esto, se pretende identificar los datos disponibles y las problemáticas en relación al proceso.

### 2. Selección de datos a utilizar:

En esta etapa se determina cuál es la categoría de productos sobre la cual se explicará la metodología a evaluar, se extraerán los datos transaccionales requeridos desde la base de datos, procurando mantener el formato necesario para luego procesarlos.

### 3. Evaluación del pricing histórico para una categoría:

La evaluación consiste en determinar indicadores para cada uno de los factores que influyen en el rendimiento del *pricing* semanal, en relación a su aporte al margen de la cadena. Todo esto, se hace en base a un estudio detallado de las evaluaciones históricas de *pricing*, para una categoría, que se han realizado en Penta Analytics S.A.

Una vez determinada la categoría a estudiar, en base al aporte al margen de la cadena, la cantidad de datos a disposición y el rol<sup>7</sup> que juega la categoría dentro del supermercado, se procede a analizar semana a semana los datos, de manera de poder extraer cifras y conclusiones relevantes tales como: Cantidad de semanas en las cuales se obtiene un mal rendimiento, semanas con buen rendimiento, rango de precios durante ambas semanas, marcas que presentan un mejor o peor desempeño, buenos o malos rendimientos que coinciden con festivos o fines de mes, entre otros.

Además, se quiere identificar qué pasó en aquellos casos en los cuales se bajó o subió el precio, ¿mejoraron o empeoraron los resultados en relación a la semana anterior?, ¿existe algún patrón determinado de comportamiento?, ¿qué factores son más relevantes en los resultados obtenidos?, ¿cuáles son las variables que explican el rendimiento de la categoría?. Para esta etapa exploratoria, se trabaja con múltiples herramientas, tales como árboles de decisión, regresiones lineales, histogramas, entre otros, las cuales permiten identificar un conjunto preliminar de factores relevantes.

---

<sup>7</sup> Rol Categoría: papel que juega la categoría dentro de la tienda, dependiendo del comportamiento del cliente frente a esta. Conveniencia, rutina o destino.

Se estudiarán dos tipos de indicadores:

I. Indicadores primarios.

Estos corresponden a los factores que más explican el buen o mal resultado de un esquema de precios realizado, para lo cual se siguen dos pasos:

- Evaluación general de la cadena: identificar dependiendo de la categoría, cual es el indicador que mejor refleja el rendimiento de la misma. Considerando el aporte al margen de la cadena, el porcentaje de aumento ventas y el número de unidades vendidas. Luego, comparar este aporte con desempeños históricos y finalmente generar un indicador.
- Mediante histogramas, ranking y árboles dinámicos, se obtienen las variables más representativas del rendimiento semanal para la categoría en estudio. Incluyendo variables como precio, marca, formato, rendimiento semana anterior, delta de precio en relación a la semana anterior, entre otros.

II. Indicadores secundarios.

Estos indicadores permiten determinar factores ajenos al precio que puedan estar influyendo en los resultados obtenidos por la categoría, los cuales constituyen un input para la posterior determinación de reglas. Para ello se analizan los siguientes factores:

- **Quiebres de stock:** Se pretende determinar niveles de quiebre de stock que sean explicativos de un mal rendimiento de una categoría. Para esto se cuenta con la identificación de quiebres de stock histórica realizada por la compañía, con esto se estudia la correlación que existe entre el bajo rendimiento de la categoría y la presencia de un quiebre de stock. Todo esto mediante tablas dinámicas y árboles de decisión.

Posteriormente si la variable de quiebre de stock resulta ser significativamente explicativa, se incorpora como una nueva variable en la base de datos utilizada para la detección de reglas.

- **Efecto Switching/Canibalización:** Este efecto se refiere a que los consumidores que no adquieren un producto de manera habitual, se sienten atraídos por el producto en promoción y lo compran. En general, no es apoyado por el *retail* pues causa un traspaso de ventas entre productos sin lograr un aumento de la venta de la categoría completa. El beneficio en este caso, es para el fabricante. Comúnmente en marketing se le denomina canibalización o sustitución [9]. Se quiere generar indicadores que señalen la presencia de un efecto de *switching* y dada su existencia, si este fue positivo o negativo para la cadena

Para esto, se determinan dentro de la categoría, aquellos productos que son sustitutos, generando así, grupos de estudio. Posteriormente, se

compara el comportamiento histórico de venta de cada uno de los grupos con el comportamiento individual de los productos que lo conforman, de esa forma, se identifican posibles casos de sustitución dentro de la categoría, en los que por ejemplo, las ventas de todo el grupo de estudio suben pero la de un producto baja de manera considerable. Luego, se contrarresta con el comportamiento de los precios para dichos productos.

Junto con esto, se determina el delta de ventas y unidades vendidas a nivel de categoría, grupo de estudio y de SKU, con respecto al historial. De esta manera, se espera determinar un rango de delta unidades y delta precios que den indicios de un caso de canibalización.

Con los casos de sustitución identificados, se mide el ratio de precios entre los productos y esto se contrarresta con el rendimiento del grupo de estudio, de forma de clasificar los casos en que el aumento de ventas en un producto significa un resultado positivo o negativo para la categoría en general.

Por último, se genera una nueva variable llamada “efecto sustitución” (a nivel de semana/sku) que indica si el producto durante esa semana presentó un efecto de sustitución positivo, negativo o si no presentó, la cual es incorporada en la base para la determinación de reglas.

- **Competencia:** Determinar las cadenas que significan mayor competencia para el supermercado en estudio, identificar el comportamiento de esta competencia durante el periodo analizado, comparar las políticas de precio mediante un ratio. Para luego, analizar la correlación del ratio de precio con el rendimiento de la categoría y determinar casos en los que el precio de la competencia afecta en los resultados obtenidos. Finalmente, definir un rango de ratio de precios (por SKU) que diferencie los casos en que la competencia puede haber influido o no en las ventas de la categoría.

Posteriormente, si la diferencia de precios con respecto a la competencia resulta ser significativa y hay una sospecha de correlación entre esta variable y el rendimiento de la cadena, esta es incluida en la base de datos utilizada para la detección de reglas.

- **Comportamiento significativo para ajustes del *pricing*:** Se desea medir qué tanto afecta en el rendimiento final de la categoría los ajustes de precio realizados. Responder a interrogantes como: ¿afecta o no el subir el precio un 5%?, ¿si bajo el precio en un X%, en cuanto aumenta mi rendimiento?.

Para ello, se estudian los casos históricos, haciendo rankings de variaciones de precio (considerando aumento y disminución del mismo) y de variaciones en la performance del producto. Posteriormente, se generan rangos de ajustes de precio que marcan la diferencia entre ajustes significativos y no significativos, con esto, se crean dos nuevas variables:

“porcentaje de ajuste de precio” y “significancia de ajuste” para ser incorporadas en el análisis de determinación de reglas.

#### **4. Metodología de selección de reglas:**

A partir de la evaluación del proceso de *pricing*, se concreta una base de datos con las semanas/SKU sus rendimientos y los indicadores primarios relevantes que explican dichos rendimientos. Con esto, se diseña una macro utilizando el software Microsoft Excel, que sea capaz de identificar las distintas combinaciones entre rendimientos y factores claves de rendimiento, para determinar todas las reglas de asociación a nivel de SKU que se presentan en los datos estudiados.

Una vez identificadas las reglas, se seleccionan aquellas más significativas, tomando en consideración el soporte y confianza de cada una. Posteriormente, se realiza el mismo procedimiento incorporando esta vez los factores secundarios al estudio. Así, se concretan reglas que indiquen la acción de ajuste de precio correspondiente en cada caso, es decir, recomendaciones de subir, mantener o bajar el precio.

Para aquellos casos en que la recomendación sea modificar el precio, se debe determinar el porcentaje de ajuste del mismo, para esto se cuenta con las siguientes herramientas.

- Se espera obtener reglas significativas que incorporen en el antecedente la variable “porcentaje de ajuste de precio” o “significancia de ajuste”, haciendo un cruce entre estas y las de recomendaciones de acción de precio, se puede obtener un primer filtro.
- Se tienen una clasificación de los productos en cuanto a la sensibilidad frente al cambio en los precios, esto en base a las elasticidades de demanda que utiliza la compañía actualmente.
- Utilizando ambos se identifican rangos de precios óptimos<sup>8</sup>, en cada situación, para cada SKU, con esto, se determina el porcentaje de aumento o disminución de precio para cada SKU según corresponda.

Finalmente, tomando en cuenta todo lo anterior, se concretan reglas de decisión a nivel de SKU, definiendo cuándo se debe o no modificar y en cuánto se debe variar el precio.

#### **5. Evaluación de los resultados:**

Se cuantifican los beneficios de aplicar esta metodología en una cadena de supermercados mayorista. Para lo cual se comparan el modelo existente en Penta Analytics S.A con la metodología propuesta. Esto, considerando dos criterios:

- Eficiencia: Medir el tiempo que toma la aplicación de cada modelo.
- Efectividad: Evaluar dos puntos.
  - Número de errores.
  - Estimación de ganancias.

---

<sup>8</sup> Se considera un rango de precio óptimo, cuando en base al indicador generado se ha obtenido un buen rendimiento del producto, al ser comparado con la historia.

Para esto, se determina el tiempo que toma la detección y posterior análisis de reglas de precio con la nueva metodología y el tiempo actual de determinación de precios óptimos. Además, se detectan los casos en que la modificación de precios produce una disminución en el desempeño de la categoría y a partir de esto se estiman ganancias para la compañía.

## 7.- DESARROLLO METODOLÓGICO.

---

### 7.1 Análisis de la Situación Actual

---

#### 7.1.1 Datos disponibles

---

Penta Analytics S.A. trabaja con la Data transaccional de una cadena de supermercados mayorista, donde se cuenta con información en el punto de venta tales como: Cliente que hace la compra, Unidades vendidas por SKU, Monto de compra, entre otros. Esta información es obtenida en forma diaria y actualizada a la fecha.

Durante los últimos meses del año 2010 y hasta Mayo del 2011, Penta Analytics S.A. realizó un *pricing* de prueba para ciertas categorías de productos de la cadena de supermercados mayorista. Dentro de estas categorías se encuentran: Azúcar, Cloro, Té, Margarina y Cerveza. Se poseen archivos Excel desde el mes de Diciembre del año 2010 hasta Mayo del 2011 con la evaluación semanal de este *pricing*.

Las variables consideradas dentro del estudio del *pricing* semanal son:

- Contribución a nivel categoría y SKU.
- Ventas a nivel categoría y SKU.
- Unidades a nivel categoría y SKU.
- Margen a nivel categoría y SKU.
- Precio por SKU.
- Elasticidades precio/demanda por SKU (sensibilidad por SKU y por Sucursal).
- Desviación estándar de la demanda.
- Desviación estándar de precios.
- Delta Contribución en comparación a un estimado y a una sucursal control.
- Delta Unidades en comparación a un estimado y a una sucursal control.
- Promociones realizadas en la semana en cuanto a unidades vendidas.

#### 7.1.2 Problemáticas identificadas

---

Los modelos de optimización aplicados presentan una limitante, dadas las formas de las funciones objetivos planteadas, los precios óptimos estimados en la mayoría de los casos activan las restricciones de los límites de precios tanto inferior como superior, haciendo que estas restricciones, en general proporcionadas por juicio de expertos, sean parámetros críticos.

No existe una identificación clara de la competencia por sucursal. Sólo se considera la proximidad en ubicación de la misma.

El registro de todas las promociones realizadas para la categoría no están totalmente consideradas en la evaluación del *pricing*. Existen casos de promoción en los que el proveedor baja el precio de un producto, por lo que, tanto la contribución como el margen de esa semana es muy bajo. Pero posteriormente, el proveedor compensa a la cadena de manera que esta siga recibiendo un margen promedio tipo.

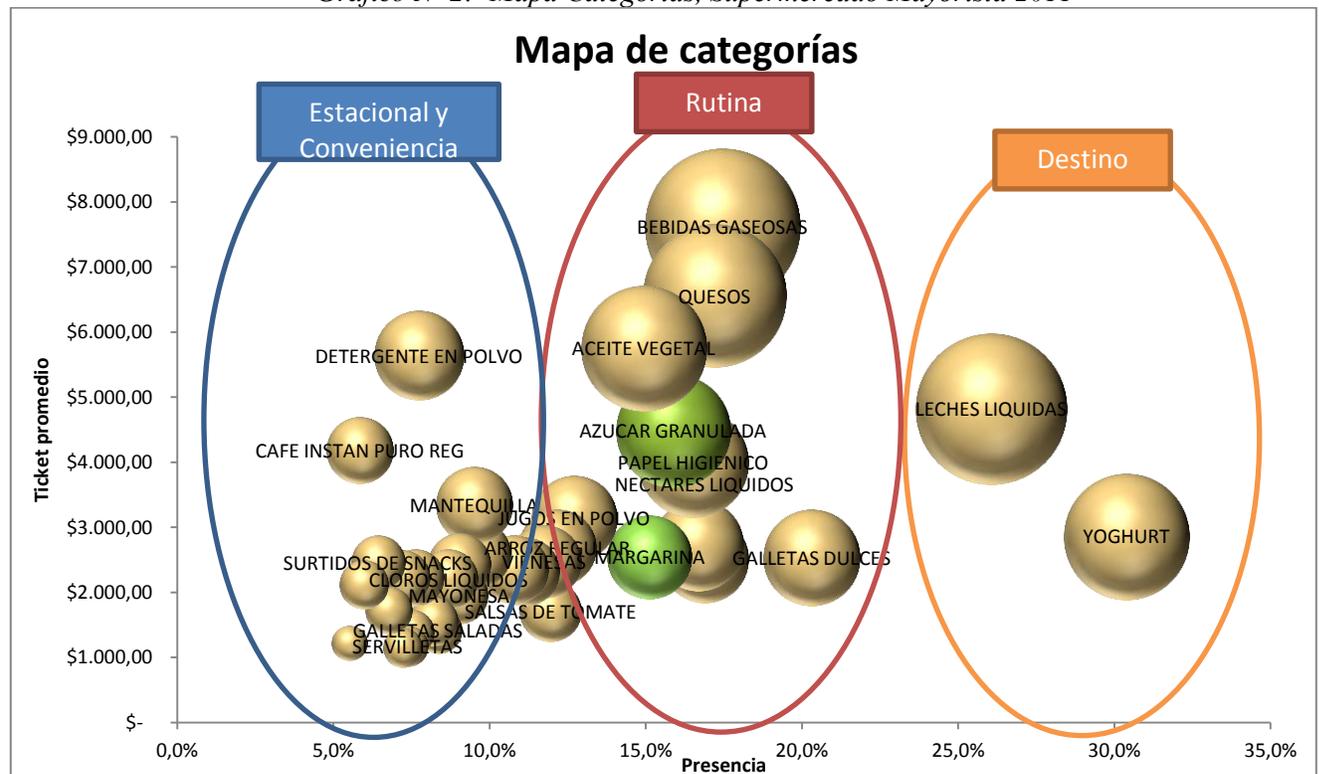
El tiempo que toma correr el modelo para la determinación de elasticidades de demanda y la posterior optimización de precios para una categoría es de tres semanas, lo cual no permite ir incorporando información semanal al modelo.

## 7.2- SELECCIÓN DE DATOS.

Actualmente, se cuenta con los informes de evaluación para las categorías Azúcar, Margarina, Cloro, Té y Cerveza. Esto a contar del mes de Diciembre del año 2010 hasta el mes de Mayo del 2011. Junto con esto, se tiene la base de datos transaccionales del supermercado mayorista desde el año 2010.

Para poder definir que categoría específica utilizar, se clasifican según su presencia en las boletas y el ticket promedio. El Gráfico N° 2, muestra que dentro de las categorías antes mencionadas las categorías de azúcar y margarina son las que más destacan, teniendo una presencia en boletas considerable, sobre un 15%, y un ticket promedio sobre los \$2.000, lo cual nos asegura un número de transacciones razonable para ambas categorías.

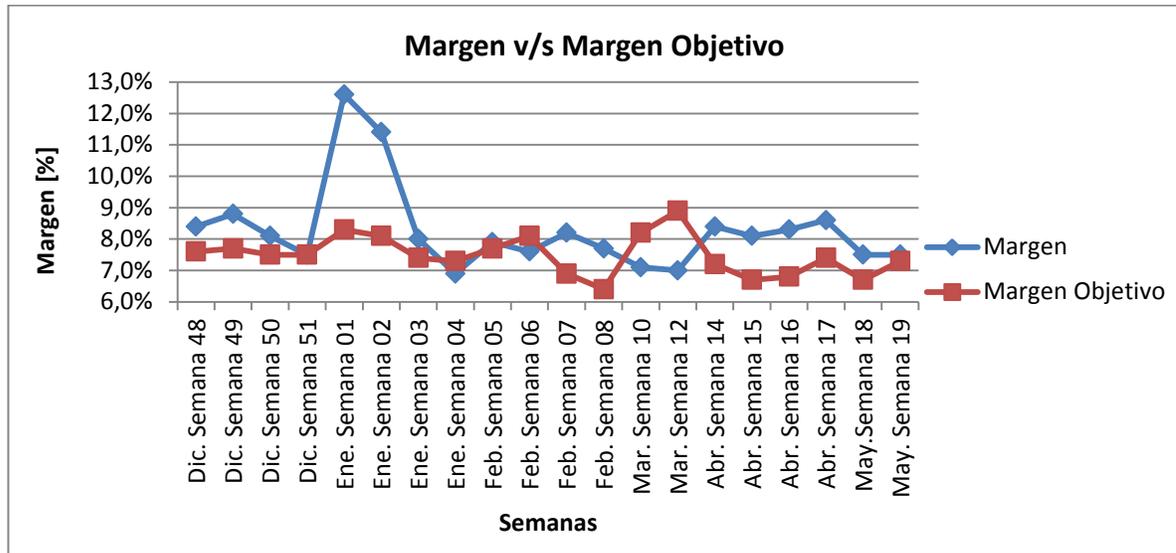
Gráfico N° 2: "Mapa Categorías, Supermercado Mayorista 2011"



Fuente: Elaboración propia

Adicionalmente, el Gráfico N° 3, presenta el comportamiento del margen histórico obtenido por la categoría margarina, durante las semanas en las que se aplicó el esquema de precios que se desea estudiar, en comparación al margen objetivo planteado por la cadena.

Gráfico N° 3: "Margen histórico categoría margarina"



Fuente: Elaboración propia

Se puede observar que esta categoría ha tenido semanas con un margen por debajo del objetivo de la cadena, pero también con márgenes por sobre lo esperado, convirtiéndose así en una fuente interesante de estudio, dado que se requieren panoramas diversos que permitan un análisis más completo.

En base a estos hechos, se selecciona finalmente la categoría de margarina para el estudio. Con esta variable definida, se procede a obtener los datos transaccionales de los productos pertenecientes a la categoría margarina, durante el periodo de estudio. Concretando una base de datos de 23 semanas para 22 SKU's diferentes correspondientes a 11 marcas. Estos son detallados en el Anexo N°1. Cabe destacar que son seleccionados los productos que estuvieron bajo el *pricing* realizado por Penta Analytics S.A durante las fechas planteadas y que a su vez representan el mayor porcentaje de ventas efectuadas.

Una vez establecido lo anterior, es imprescindible obtener además la información de quiebres de stock ocurridos durante las semanas analizadas. Se logra concretar esta información para 8 de las 23 semanas. Considerando la presencia de un quiebre de stock durante la semana como una variable *Dummy* (1 si hay quiebre, 0 si no). Es posible deducir incluso un indicador de quiebre que indique el nivel de quiebre producido.

$$\text{Porcentaje Quiebre producto} = \frac{\text{N}^\circ \text{días producto presenta quiebre stock}}{7} * 100\%$$

Ecuación 9.

Con el transcurso del análisis, de este proyecto que pretende ser un aporte en la etapa de la toma de decisiones al especificar las variables que deben ser controladas y descartar las que no

aportan información adicional al problema, se hace necesaria la incorporación de más semanas de data, esto para asegurar una mayor robustez al análisis. Es así, como se concreta una nueva base de datos de 44 semanas para los mismos 22 SKU's diferentes.

Para poder determinar el indicador de la competencia, se necesitan los precios de la competencia para las semanas analizadas, de las cuales solo se tienen datos para 29 de las 44 semanas totales, correspondientes a 2 de los 22 SKU's en estudio. Además, debido a los diversos datos faltantes, se consideran sólo dos cadenas de supermercados como competencia: supermercado “el mesón” y “cash & carry”. Para poder hacer una comparación semanal de precios entre el supermercado en estudio y la competencia, se considera la media nacional de precio para ambos supermercados y esta se compara con el precio promedio del supermercado mayorista analizado.

### 7.3- EVALUACIÓN DEL PRICING HISTÓRICO PARA UNA CATEGORÍA.

---

#### 7.3.1 Indicadores Primarios.

---

##### *7.3.1.1 Evaluación general de la cadena a nivel categoría.*

---

Una de las primeras etapas del trabajo consiste en definir indicadores para la medición semanal del rendimiento general, que tienen las categorías de la cadena de supermercados y cada uno de los productos que la conforman. Para lo cual se estudian diversas alternativas, considerando la opinión de expertos en Penta Analytics S.A.: Margen, Ventas, Unidades Vendidas y Contribución.

Para esta elección, primero se descarta el uso del margen debido a que esta muy sujeto a las diferentes promociones que realiza el proveedor. En el caso del supermercado mayorista, si el proveedor hace una promoción y el margen promedio de la categoría no se alcanza, entonces el proveedor entrega a la cadena la diferencia de dinero. A pesar de que se pueden identificar estas promociones y ajustar el margen cuando corresponda, se piensa que este trabajo en el futuro cuando se desee aplicar esta metodología será una inversión de tiempo importante y lo que se busca es justamente reducirlo.

Posteriormente, se categorizan las semanas en estudio en base a su rendimiento: Buena, Regular y Mala. Esto para cada uno de los cuatro indicadores mencionados.

La clasificación semanal se hace de manera separada para cada indicador, pero utilizando el mismo criterio para todos, los resultados se detallan en Anexo N°2. El criterio de categorización semanal, TABLA N° 3, se basa en un estudio preliminar del comportamiento, se toma en cuenta la estacionalidad de las ventas de manera que no afecten en los resultados, para ello se utiliza un promedio histórico mensual en dichas semanas. Luego se calcula la mediana y se asigna un margen de error de un 8%, este en base a un análisis histórico del comportamiento de ventas y para asegurar una clasificación menos rígida.

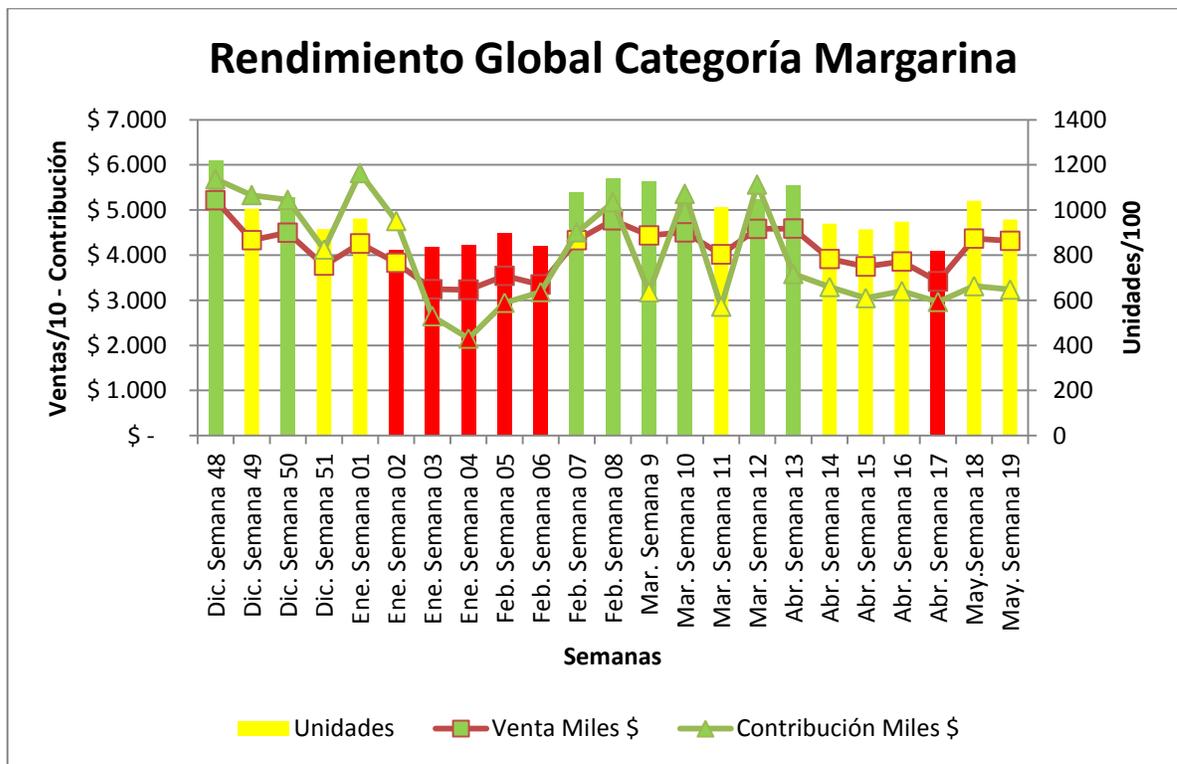
Tabla N° 3: “Clasificación de Semanas”

Tipo Semana	Rango	Color
Buena	Indicador > Mediana + 8%	Verde
Regular	Mediana – 8% ≤ Δcont. ≤ Mediana + 8%	Amarillo
Mala	Indicador < Mediana - 8%	Rojo

Fuente: Elaboración propia

De esta manera y con el propósito de comparar dichos indicadores, se obtiene el siguiente gráfico:

Gráfico N° 4: “Comparación Rendimiento Global Categoría Margarina”



Fuente: Elaboración propia

A partir de este análisis, se puede concluir que la clasificación de semanas es similar para los tres indicadores, en casi la totalidad de semanas en estudio. Presentándose diferencias en sólo 5 semanas, en las cuales varían de Buena a Regular o de Regular a Mala. Nunca presentando una diferencia notoria en el comportamiento como podría ser para una misma semana una clasificación de Mala por un indicador y de Buena por otro.

Tomando en cuenta este resultado, se decide utilizar como medida de desempeño sólo uno de estos tres indicadores, dependiendo del rol que juega cada categoría en la cadena [21].

*Tabla N° 4: “Medida de Desempeño en base al rol”*

<b>Rol</b>	<b>Medida Desempeño</b>
<b>Rutina</b>	Ventas
<b>Destino</b>	Unidades
<b>Conveniencia</b>	Contribución

*Fuente: Elaboración propia*

### *7.3.1.2 Variables representativas del rendimiento semanal.*

Considerando el análisis previo y el rol de rutina que tiene la categoría en estudio. Se utiliza la variable Ventas como medida de rendimiento para hacer una evaluación histórica del esquema de precios manejado por Penta Analytics S.A. durante los meses de Diciembre 2010 a Mayo 2011, con esto se pretende identificar aquellas variables más representativas del rendimiento semanal para la categoría margarina.

Los resultados de manera general se presentan a continuación:

*Tabla N° 5: “Tabla Resumen Rendimiento Categoría Margarina”*

<b>Rendimiento</b>	<b>N° Semanas</b>	<b>Porcentaje</b>
Bueno	6	26%
Regular	12	52%
Mala	5	22%
Total	23	100%

*Fuente: Elaboración propia*

Además, se hace un análisis exploratorio para determinar la relevancia de los ajustes de precios realizados y cómo estos determinan el rendimiento de la categoría en la semana. A continuación, se presenta un resumen de los datos obtenidos.

Tabla N° 6: “Tabla Resumen Acción Precio y Estado”

Ajuste Precio Semana T-1 a T	Estado Ventas SKU Semana T	N° Semanas/SKU	Porcentaje	Porcentaje del total
Bajo	BUENA	83	40%	16%
	REGULAR	83	40%	16%
	MALA	39	19%	8%
Total Bajo	-	205	100%	41%
Mantiene	BUENA	31	37%	6%
	REGULAR	42	50%	8%
	MALA	11	13%	2%
Total Mantiene	-	84	100%	17%
Sube	BUENA	63	29%	12%
	REGULAR	107	49%	21%
	MALA	47	22%	9%
Total Sube	-	217	100%	43%
Total General	-	506	100%	100%

Fuente: Elaboración propia

En la Tabla N° 6 se muestran los diferentes ajustes de precio que se hicieron en las semanas t-1 y el rendimiento obtenido por cada SKU en la semana posterior t. Así por ejemplo, se tiene que de un total de 506 Semanas/SKU, en 205 se bajó el precio y de estas 83 semanas/SKU fueron buenas, 83 regular y en 39 malas.

A priori, se puede concluir que al bajar el precio se obtienen mejores resultados en la gestión que al subirlo. Mientras que el mantener el precio genera un estado regular. Junto con esto, se observa que el ajuste de precio realizado (bajo, mantiene o sube el precio) parece tener un efecto concreto en los resultados posteriores, por lo que se espera sea una variable relevante de considerar en los análisis siguientes.

Posteriormente, se construye un árbol de decisión para determinar, de manera concreta, cuáles son los factores, relacionados con el *pricing*, que explican de mejor forma el rendimiento semanal de la categoría y de los productos. Para esto, se toma como variable dependiente la clasificación semanal por SKU en base a las ventas y como variables independientes Estado de Categoría en la semana t-1, Estado de SKU en la semana t-1, Ajuste de precio de una semana a la siguiente, semana, tipo de semana (festivo, quincena, fin de mes, regular), tipo de producto (en cuanto a precio: barato, normal, caro), marca y gramaje del producto.

Los resultados de este análisis, se detallan en el Anexo N°3. A partir de esto, se concluye que además de las variables intuitivamente relevantes para el rendimiento de la categoría durante la semana, como lo son rendimientos anteriores y ajuste de precio, existen otras que son necesarias de considerar al momento de identificar las reglas de asociación. Estas son semana de estudio (tipo de semana), marca y gramaje del producto. Así, se concreta el set de indicadores primarios a considerar en la posterior determinación de reglas, estos se muestran en la Tabla N° 7.

Tabla N° 7: “Resumen Indicadores Primarios”

Tipo	Indicador
Desempeño General	Ventas
	Contribución
	Unidades
Representativas del desempeño	Estado Categoría semana t-1 (EC t-1)
	Estado SKU semana t-1 (ESKU t-1)
	Ajuste de precio semana t-1 a la t (AP)
	Tipo de semana (TS)
	Tipo de producto (TP)
	Marca
	Gramaje

Fuente: Elaboración propia

### 7.3.2 Indicadores Secundarios.

#### 7.3.2.1 Quiebres de Stock.

Esta categoría, cuenta con datos sobre la presencia de quiebres de stock en la cadena de supermercado mayorista para ocho semanas de estudio, esta información, en forma de variable *dummy* (1 si hay quiebre ese día, 0 si no), se encuentra a nivel de SKU diario y por sucursal, por lo cual se hace necesario agregarla a nivel de cadena. Para esto se utiliza el indicador de quiebre de stock, Ecuación N° 9, obteniendo así, niveles de quiebre de stock semanal por sucursal para cada SKU. Posteriormente, se determina un promedio de nivel de quiebre de stock por SKU para la cadena completa en dicha semana.

A continuación, con estos datos de porcentajes de quiebre se procede a diferenciar aquellos niveles significativos, para lograr esta diferenciación, se impone que el quiebre se presente por lo menos 3 de los 7 días en cuestión, dada la naturaleza *dummy* de la variable quiebre de stock que se tiene, se desconoce la cantidad de SKU's faltantes en cada quiebre identificado, por lo que se hace necesario exigir un quiebre sostenido durante la semana para asegurar que este tenga alguna relevancia. Los 3 días equivalen un nivel mínimo de quiebre semanal por sobre el 43%.

De esta forma, se genera una nueva variable *dummy*: **Quiebre de stock significativo** (1 si el nivel de quiebre es mayor a 40%, 0 si no), así se procede a realizar un análisis exploratorio para determinar una eventual relación entre el rendimiento de la categoría y la presencia de quiebres de stock. La Tabla N° 8, muestra los detalles.

Tabla N° 8: “Quiebres de Stock v/s Rendimiento Semanal Categoría”

Estado Semana	N° Semanas/SKU Buenas	N° Semanas/SKU Regulares	N° Semanas/SKU Malas	Tota l	% Semanas/SKU Buenas	% Semanas/SKU Regulares	% Semanas/SKU Malas
Con Quiebre Stock	5	3	13	21	24%	14%	62%
Sin Quiebre Stock	64	22	69	155	41%	14%	45%
<b>Total</b>	69	25	82	176	39%	14%	47%

Fuente: Elaboración propia

A partir de la Tabla N° 8, se puede intuir una relación entre la existencia de un quiebre de stock significativo y el rendimiento semanal de la categoría, por ejemplo en las semanas que presentan quiebres de stock significativos, se tiene un 62% de mal rendimiento, mientras que en aquellas donde no existen quiebres este porcentaje disminuye a un 45%. Para poder verificar esto con mayor precisión, se incorpora la variable *dummy* “quiebre de stock significativo” a la base de datos y se genera un árbol de decisión para las 8 semanas en estudio. Al contrario de lo que se esperaba, la nueva variable no aparece dentro de las más significativas, pero se decide, de todas formas, incorporarla dentro del análisis posterior de reglas para verificar el tipo de reglas que genera y si estas logran ser representativas.

### 7.3.2.2 Efecto Switching/Canibalización.

En esta etapa se hace necesario poder establecer la presencia del efecto *switching* dentro de la categoría, durante las semanas analizadas, para lo cual se parte por definir grupos sustitutos de productos dentro de la categoría margarina. Dadas las características del producto, en un principio se pueden agrupar en base al formato (gramaje) de los mismos, de esta forma, se concretan 5 grupos de estudio, los cuales se muestran a continuación.

Tabla N° 9: “Grupos de estudio efecto sustitución”

N° Grupo	Gramaje [G]	Productos
1	100	Pamperita
		Ula
2	150	Sureña
		Soprole Pan
		Next Pan
		Dorina
		Bonella
		Calo
		Winter

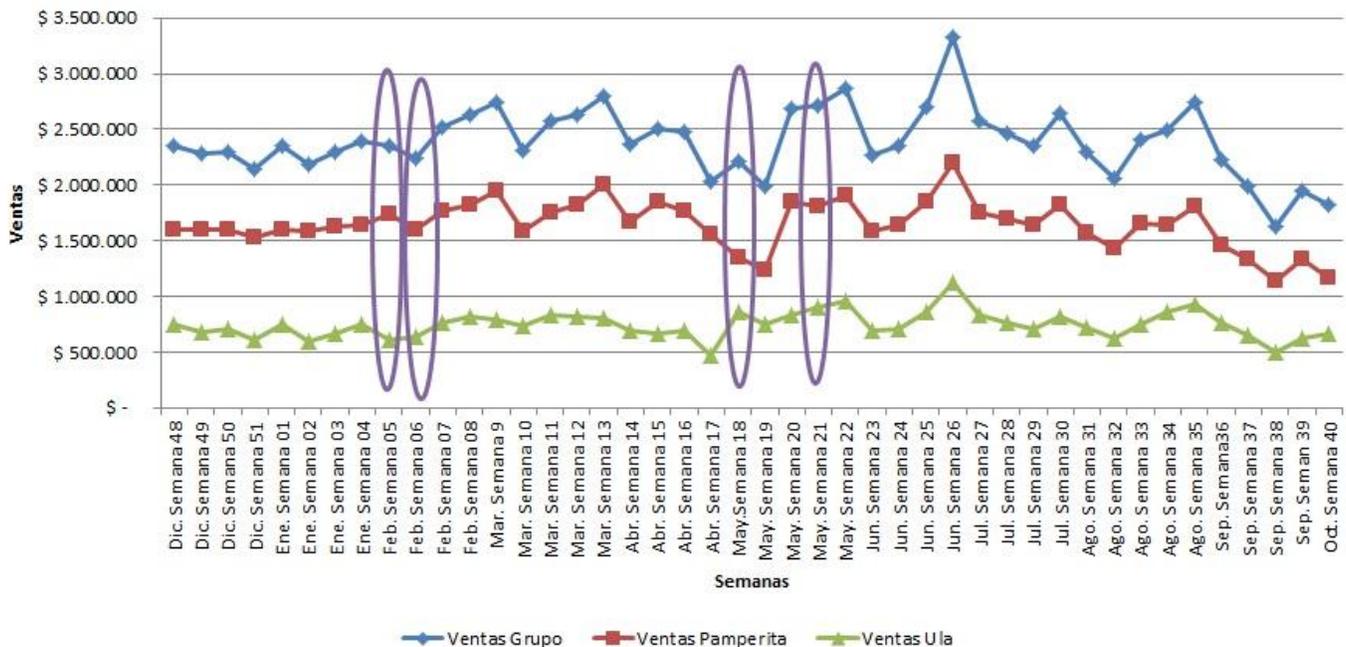
3	250	Soprole Pan
		Dorina Leche Pote.
4	500	Calo Light Pote
		Calo Cremosa Pote
		Sureña Pote
		Sureña Diet Pote
5	1000	Hornito de Horneo
		Hornito de Hoja
		Sureña Pote
		Calo Cremosa
		Pamperita Bolsa
		Hornito Bolsa
		Doña Juanita

Fuente: Elaboración propia

A continuación, utilizando la metodología planteada se reconocen factibles candidatos de sustitución para cada uno de los 5 grupos. En el Gráfico N° 5 se observa cómo para el grupo de estudio N°1 (formato de 100 G), se presentan 4 casos candidatos a presentar un efecto de canibalización entre los dos productos, esto sucede cuando las ventas del grupo general suben o bajan de una semana a otra y uno de los productos pertenecientes al grupo hace lo contrario, siendo probable que uno de los productos se lleve la venta del otro.

Gráfico N° 5: “Comparación histórica de ventas Grupo 1”

**Comparación histórica de ventas formato 100G.**



Fuente: Elaboración propia

Por ejemplo, se sustenta como referencia que para la semana 18 en observación, donde las ventas del grupo en estudio aumentan, las ventas de los productos Ula experimentan un aumento considerable, en relación a la semana anterior, mientras que pamperita presenta una baja. Esto nos da un indicio de sustitución, sin embargo para poder establecer un efecto de sustitución se requiere un estudio del historial de precios de ambos productos o de promociones realizadas por la cadena, si coincide que uno de los productos estaba en promoción durante esas semanas, entonces se puede asociar la baja o aumento, según corresponda, a un efecto de sustitución.

Para establecer dicho efecto, se cuenta con una base de datos de promociones, dónde aparecen semanalmente los productos que estuvieron en promoción, con estos parámetros, se realiza un cruce con las semanas diagnosticadas para ser consideradas a tener un efecto *switching* y se consolida una nueva variable: “**presencia efecto switching**”.

Seguidamente, para establecer si estos casos de sustitución son positivos o negativos para el resultado general de la categoría, se contrastan los precios de los productos involucrados con las ventas del grupo en estudio, de manera que si la promoción produce un aumento en las ventas del mismo producto pero no así en las ventas generales del grupo, el efecto será negativo.

Es así, como se obtiene un resumen con los casos efectivos de sustitución y su clasificación de positiva o negativa para la categoría, en la Tabla N° 10, se presentan los detalles.

Tabla N° 10: “Casos de sustitución”

Semana	SKU	Producto	Grupo N°	Estado Ventas SKU	Estado Ventas Grupo	Efecto Sustitución
6	1410	Pamperita	1	Baja	Baja	Negativo
	1664	Ula	1	Sube	Baja	Negativo
8	10165	Doña Juanita	5	Baja	Sube	Positivo
	1454	Pamperita Bolsa	5	Sube	Sube	Positivo
11	1666	Next Pan	2	Baja	Baja	Negativo
	1658	Soprole Pan	2	Sube	Baja	Negativo
12	10165	Doña Juanita	5	Baja	Sube	Positivo
	1454	Pamperita Bolsa	5	Sube	Sube	Positivo
21	1410	Pamperita	1	Baja	Sube	Positivo
	1664	Ula	1	Sube	Sube	Positivo
24	1666	Next Pan	2	Baja	Baja	Negativo
	1445	Calo	2	Sube	Baja	Negativo
25	1445	Calo	2	Sube	Baja	Negativo
	2002	Dorina	2	Baja	Baja	Negativo
26	1445	Calo	2	Sube	Baja	Negativo
	2002	Dorina	2	Baja	Baja	Negativo

Fuente: Elaboración propia

A partir de esto, se puede obtener una nueva variable: “**efecto sustitución**” (a nivel de semana/sku) que indica si el producto durante esa semana presentó un efecto de sustitución positivo, negativo o si no presentó, la cual es incorporada en la base para la determinación de reglas.

### 7.3.2.3 Competencia.

---

El estudio del comportamiento de la competencia se realiza considerando 29 de las 44 semanas en estudio, considerando exclusivamente un producto: **Margarina Soprole Pan 125G**, esto debido a la insuficiente disponibilidad de datos, explicada anteriormente con mayor detalle en la sección de selección de datos. Se consideran dos competencias directas para la cadena, supermercado “el mesón” y “cash & carry”, por dos razones principales, primero dada su línea de venta similar a las del supermercado en estudio, siendo ambos mayoristas y segundo porque Penta Analytics S.A cuenta con datos de precios para ambas compañías.

Utilizando la media nacional semanal de precios, se procede a calcular un ratio de precios con respecto a la cadena analizada y a partir de este, un estado de precios en relación a la competencia, el cual considera tres niveles: SOBRE, BAJO y MUY BAJO, que indican si el precio del producto en cuestión para cada semana en el supermercado mayorista, se encuentra por sobre la competencia, bajo la competencia o es considerablemente muy bajo en relación a la competencia. Esta categorización se hace en base al indicador “**delta porcentual de precios**” (ver ecuación 10) que hace referencia a la diferencia porcentual de precios, los niveles se muestran en la Tabla N° 11.

➤ Delta porcentual de precios:

$$\Delta \% \text{ precio} = \frac{\overline{P_A} - \overline{P_C}}{\overline{P_A}}$$

*Ecuación 10.*

Donde  $\overline{P_A}$  : Precio promedio semanal cadena de supermercado mayorista.

$\overline{P_C}$  : Precio promedio semanal Competencia.

Tabla N° 11: “Niveles de precio de la cadena c/r a la Competencia”

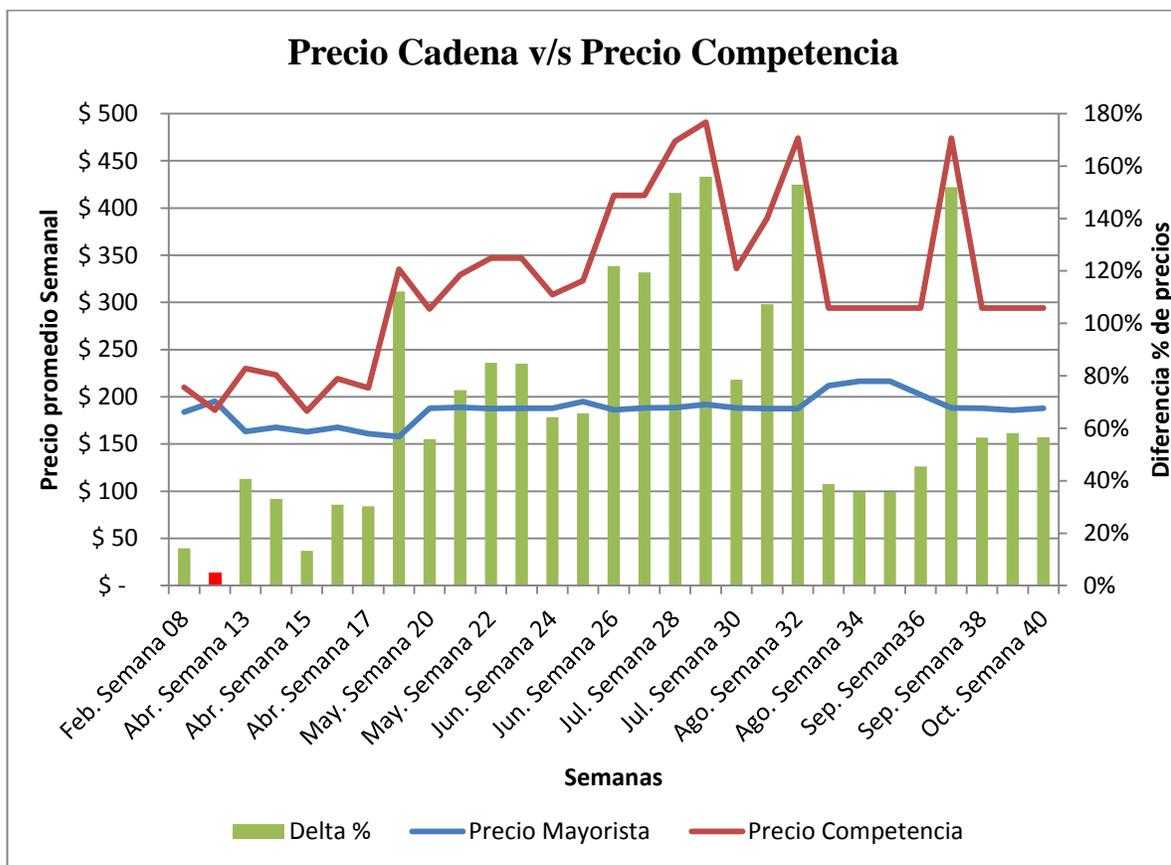
Nivel	Condición
<b>SOBRE</b>	$\Delta\% \text{ precio} \geq 0\%$
<b>BAJO</b>	$-100\% < \Delta\% \text{ precio} < 0\%$
<b>MUY BAJO</b>	$\Delta\% \text{ precio} \leq -100\%$

Fuente: Elaboración propia

En la Tabla N° 11, se observa cómo se categorizan las diferencias porcentuales de precios, de esta manera, si por ejemplo el precio de la competencia supera en el doble al precio de la cadena en estudio, se dirá que el estado de precio de la cadena es “MUY BAJO”.

De esta forma, se obtiene un gráfico comparativo con el comportamiento del esquema de precios del producto en cuestión, para las 29 semanas (Gráfico N° 6).

Gráfico N° 6: “Comparación precios de la cadena v/s precios de la Competencia”



Fuente: Elaboración propia

A partir de esta gráfica se puede concluir, que en general los precios del supermercado mayorista son inferiores a los de la competencia, incluso en ciertos casos el precio de la competencia llega a estar un 150% superior. Se muestra solo una excepción en la semana 10, correspondiente al mes de Marzo, donde por primera vez, la cadena presenta un precio mayor, pero con una diferencia muy pequeña de un 5%. A continuación se muestra un resumen de los estados de precios, según la clasificación mencionada anteriormente.

Tabla N° 12: “Estado de precios del supermercado mayorista para Margarina Soprole 125G c/r Competencia”

Estado	N° de semanas/SKU
<b>Sobre</b>	1
<b>Bajo</b>	20
<b>Muy Bajo</b>	8
<b>TOTAL</b>	29

Fuente: Elaboración propia

A priori pareciera ser que el precio de la competencia no debería influir en gran medida el comportamiento de la categoría, puesto que en 28 de las 29 semanas en estudio, el precio del supermercado mayorista presenta un valor inferior al de la competencia. Aun así, dada la diferenciación entre estados de precios BAJOS y MUY BAJOS, se determina que esto puede arrojar un resultado interesante al momento de seleccionar reglas de precios, por lo tanto, se incorpora esta nueva variable de “estado de precios c/r competencia” a la base de datos para el posterior estudio.

## 7.4- SELECCIÓN DE REGLAS.

### 7.4.1 Aplicación de reglas de asociación.

Para efectos de este trabajo se debe aplicar la teoría de reglas de asociación expuesta en el marco conceptual. Por lo tanto, se definen las reglas de la siguiente manera:

Sea  $I = \{i_1, i_2, \dots, i_N\}$  conjunto de estados de factores relevantes a nivel de SKU que explican el rendimiento de una categoría para una semana en estudio.

Por ejemplo:

- Ajuste de precio realizado de la semana anterior a esta (semana t-1 a la semana t), con los estados: sube, mantiene y bajo.
- Rendimiento de cada SKU por semana, con los estados: buena, regular y mala.
- Rendimiento de la Categoría para la semana en estudio, con los estados: buena, regular y mala.

Sea  $D = \{t_1, t_2, \dots, t_M\}$  el conjunto de semanas/SKU en estudio, que contienen los diversos estados de los factores mencionados.

Cada semana/SKU en D tiene un subconjunto de estados de factores pertenecientes a I, de manera que una regla se conforma para cada semana/SKU con un “antecedente” y un

“consecuente”, ambos estados de factores correspondientes a dicha semana/SKU. Para ilustrar de mejor manera, se presenta el siguiente ejemplo:

Tabla N° 13: “Tabla Resumen Acción Precio y Estado”

Factores:		Estado Semana t-1 Categoría			Estado Semana t-1 SKU			Acción semana t			Estado Semana t Categoría		
Semana	SKU	BUENA	REGULAR	MALA	BUENA	REGULAR	MALA	SUBE	MANTIENE	BAJO	BUENA	REGULAR	MALA
1	1410	1	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	0
2	1411	1	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0
1	1427	1	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	0
2	1445	1	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	0
1	1664	1	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0
2	2002	1	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0

Fuente: Elaboración propia

Se tiene una base de datos que contiene los estados para cada factor (Estado Semana t-1 Categoría, Estado Semana t-1 SKU, Acción Semana, Estado Semana t Categoría) por semana/SKU, donde el código “1” indica que el producto en tal semana, posee dicho estado para el factor correspondiente y el código “0” significa que no tiene ese estado.

Con un conjunto de estados por factor:

$$I = \left\{ \begin{array}{l} \text{Estado Semana t – 1 Categoría; Estado Semana t – 1 SKU;} \\ \text{Acción Semana; Estado Semana t Categoría} \end{array} \right\}$$

Entonces, un ejemplo de regla para el supermercado podría ser:

$$\{Buena; Buena; Bajo\} \rightarrow \{Buena\}$$

Significaría que si durante una semana el estado de la categoría es Bueno, el estado del SKU es Bueno y además se bajó el precio, entonces la semana siguiente el estado de la categoría será Bueno.

Las reglas pueden variar en su número de factores. Por ejemplo, se puede tener una regla del estilo:

$$\{Buena; Bajo\} \rightarrow \{Buena\}$$

Donde no se considera el factor “Estado semana t-1 para SKU”.

## 7.4.2 Generación de reglas.

Una vez definida la dinámica de las reglas, se procede a determinar a partir de los datos disponibles el conjunto de reglas de asociación que se presentan. Para esto, es necesario generar una manera estándar y mecánica que permita ir creando reglas en base a un input de data que varíe en el tiempo. De esta forma, se puede utilizar la misma metodología para otras categorías dentro de la cadena de supermercados y además se pueden ir incorporando nueva información semanal a medida que transcurre el tiempo.

Como consecuencia de esta dinámica se genera una Macro<sup>9</sup>, utilizando el Software Microsoft Excel, que determina todas las diferentes combinaciones de estados para cada factor de *pricing* analizado, que estén presentes en la data.

La data empleada para esta etapa cuenta con las variables recogidas a partir de la evaluación del *pricing* histórico, la creación de los indicadores primarios y de los indicadores secundarios. También, se incorporan variables que intentan darle un foco continuo al análisis. En la tabla N° 14, se presenta el set de variables.

Tabla N° 14: “Set de Variables seleccionadas”

N° de Variable	Nombre Variable	Tipo	Descripción	Valores
1	Performance Categoría t (Perform t)	Variable desempeño general	Medida del desempeño de la categoría en la semana t.	Buena, Regular, Mala.
2	Performance Categoría t-1 (Perform t-1)	Variable desempeño general	Medida del desempeño de la categoría en la semana t-1.	Buena, Regular, Mala.
3	Performance SKU t (Perform t)	Variable desempeño general	Medida del desempeño del producto en la semana t.	Buena, Regular, Mala.
4	Performance SKU t-1 (Perform SKU t-1)	Variable desempeño general	Medida del desempeño del producto en la semana t-1.	Buena, Regular, Mala.
5	Delta de Precio ( $\Delta P$ )	Variable representativa del desempeño.	Ajuste de precio de la semana t-1 a la t.	Sube, Bajo, Mantiene.

<sup>9</sup> Macro: abreviatura de macroinstrucción, es una serie de instrucciones que se almacenan para que se puedan ejecutar de forma secuencial mediante una sola llamada u orden de ejecución.

6	Marca	Variable representativa del desempeño	Marca asociada al producto.	Pamperita, Ula, Calo, Next, Sereña, Dorina, Hornito, Bonella, Soprole, Winter, Doña Juanita.
7	Tipo de Marca (TM)	Variable representativa del desempeño	Clasificación de la marca.	Barata, Media, Cara.
8	Gramaje	Variable representativa del desempeño	Formato del producto.	100 G, 125 G, 250 G, 500 G, 1000 G.
9	Semana	Variable representativa del desempeño	Semana en estudio.	De la semana 48 del 2010 a la 40 del 2011.
10	Tipo de Semana (TS)	Variable representativa del desempeño	Tipo de semana en estudio.	Regular, Quincena, Fin de Semana, Festivo.
11	Nivel Precio Categoría (NP)	Variable representativa del desempeño	Nivel de precio que presenta la categoría en la semana t, en relación a un promedio histórico.	Bajo, Medio, Alto.
12	Quiebre de Stock (QS)	Indicador secundario.	Muestra si existe un quiebre stock significativo para el producto, durante la semana t.	Dummy: 1 si hay quiebre significativo, 0 si no.
13	Efecto Sustitución (ES)	Indicador secundario.	Si el producto sufre un efecto de sustitución, positivo o negativo la semana t.	Positivo, Negativo, Ninguno.
14	Estado precio c/r competencia (EPC)	Indicador secundario.	Comparación del precio de la cadena v/s Competencia en la semana t.	Sobre, Bajo, Muy Bajo.

15	Delta Categoría t ( $\Delta C t$ )	Variable desempeño continuo.	Cambios en el desempeño de la categoría de la semana t-1 a la t.	Sube, Baja.
16	Delta Categoría t-1 ( $\Delta C t-1$ )	Variable desempeño continuo.	Cambios en el desempeño de la categoría de la semana t-1 a la t.	Sube, Baja.
17	Delta SKU t ( $\Delta SKU t$ )	Variable desempeño continuo.	Cambios en el desempeño del producto de la semana t-1 a la t.	Sube, Baja.
18	Delta SKU t-1 ( $\Delta SKU t-1$ )	Variable desempeño continuo.	Cambios en el desempeño del producto de la semana t-1 a la t.	Sube, Baja.

Fuente: Elaboración propia

## 8.- PRESENTACIÓN Y ANÁLISIS DE RESULTADOS.

---

### 8.1 Resultados reglas para toda la categoría

---

Para la presentación y análisis de resultados, se aplica el método mencionado a la base de datos consolidada, que contiene 18 variables para 44 semanas de estudio, esto para la categoría margarina, obteniendo así un total de 530 reglas que consideran en el antecedente una combinación de estados a partir de 17 variables diferentes (con grupos de 1 a 4 variables) y en el consecuente el estado correspondiente a la variable N° 1 “Performance Categoría Semana t” o a la N° 16 “Delta Categoría Semana t”.

Una vez establecidas las reglas y presentados los datos, las reglas son sometidas a un análisis de representatividad, para lo cual se hace una medición del soporte y la confianza de cada una de ellas. Considerando un nivel mínimo de soporte de 23 semanas/SKU y de confianza superior al 50%, el set de reglas se reduce a 200. Cabe destacar que en una primera instancia las medidas de soporte y confianza se hacen en relación al total de semanas/SKU, es decir se analizan las reglas de forma general y no por producto, se hace esto para poder observar la significancia de ciertas variables dentro de las reglas y posteriormente hacer una selección de variables definitivas que serán parte de las reglas de precios por producto.

Dado que este estudio nos permite diseñar, implementar y validar una metodología que permita interpretar estas reglas de forma de generar datos confiables para establecer recomendaciones comerciales para la cadena, es necesario realizar un segundo análisis, esta vez considerando la relación que tienen entre sí, de manera que sean coherentes y permitan extraer conclusiones validas. Esto vuelve a reducir el número de reglas, llegando a 9. A continuación se muestran las reglas seleccionadas de acuerdo a su tipo:

➤ Reglas Generales:

De un total de 200 reglas generales obtenidas, solo 9 logran cumplir con los requisitos mínimos de soporte, confianza y coherencia entre sí. A continuación se muestran las reglas:

- **Regla A:**

$$\{\text{Perform C t} - 1 = \text{Buena}, \quad \Delta P = \text{Sube}, \quad \Delta C t = \text{baja}\} \rightarrow \{\text{Perform C t} = \text{Regular}\}$$

*Antecedente* *Consecuente*

Esta regla presenta un 97% de confianza y un soporte de 58 semanas/SKU. Para entender de mejor manera el comportamiento de esta, se estudian las reglas opuestas donde la acción de precio (AP) es mantener o bajar el mismo, formando de esta forma un set de reglas para analizar; el detalle de esto se muestra en la siguiente tabla.

Tabla N° 15: “Set de Reglas n°1”

Set	Regla N°	Perform C t-1	ΔP	ΔC t	Perform C t	N° Semanas/SKU Regla	Soporte	N° Semanas/SKU Condiciones	Confianza
1	8	BUENA	sube	baja	REGULAR	58	6%	60	97%
	5	BUENA	mantiene	baja	REGULAR	67	7%	84	80%
	2	BUENA	bajo	baja	REGULAR	51	5%	54	94%

Fuente: Elaboración propia

El set de reglas n°1, nos manifiesta que en la mayoría de los casos, si la categoría margarina se encuentra en un estado Bueno esta semana, sin importar la acción de precio tomada para los productos, el rendimiento de la semana siguiente baja. Esto evidencia un claro comportamiento inestable en el rendimiento histórico de la categoría.

- **Regla B:**

$$\{\text{Perform C t} - 1 = \text{Regular}, \quad \Delta P = \text{Mantiene}, \quad \Delta C t = \text{Sube}\} \rightarrow \{\text{Perform C t} = \text{Buena}\}$$

*Antecedente* *Consecuente*

Con un 50% de Confianza y un Soporte de 74 semanas/SKU.

- **Regla C:**

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Perform C t - 1 = Regular,} \\ \Delta C t = \text{Sube} \end{array} \right. \xrightarrow{\Delta P = \text{Mantiene}} \{ \text{Perform C t = Regular} \}$$

*Antecedente* *Consecuente*

Con un 50% de Confianza y un Soporte de 73 semanas/SKU. Tanto la Regla B como la C, pertenecen a un mismo Set, por lo que son analizadas en conjunto en la siguiente tabla.

Tabla N° 16: “Set de Reglas n°2”

Set	Regla N°	Perform C t-1	ΔP	ΔC t	Perform C t	N° Semanas/SKU Regla	Soporte	N° Semanas/SKU Condiciones	Confianza
2	28	REGULAR	mantiene	sube	BUENA	74	8%	147	50%
	29	REGULAR	mantiene	sube	REGULAR	73	8%	147	50%
	30	REGULAR	sube	baja	MALA	37	4%	53	70%
	22	REGULAR	bajo	baja	MALA	35	4%	56	63%

Fuente: Elaboración propia

La Tabla N°16, expone que si la categoría margarina tiene un rendimiento regular y el precio de los productos se mantiene, entonces las ventas de la semana posterior suben de tal forma que el estado de la categoría se mantiene regular o pasa a ser bueno. Mientras que si el precio se sube o baja, el desempeño empeora bajando a un estado Malo.

➤ Reglas en relación a la Marca:

En cuanto a las marcas estudiadas, solo dos de ellas muestran reglas significativas en cuanto a soporte, confianza y coherencia; estas son: Dorina y Pamperita. A continuación se presentan las reglas asociadas.

- **Regla D:**

$$\{ \Delta P = \text{Mantiene, Marca = Dorina} \} \rightarrow \{ \text{Perform C t = Regular} \}$$

*Antecedente* *Consecuente*

La regla D muestra un 67% de Confianza y un Soporte de 23 semanas/SKU; para poder observar el fenómeno presentado por esta regla, se presenta el set de reglas que cuentan con una acción de precio: “mantener”.

Tabla N° 17: “Set de Reglas n°3”

Set	Regla N°	ΔP	Marca	Perform C t	N° Semanas/SKU Regla	Soporte	N° Semanas/SKU Condiciones	Confianza
3	45	mantiene	DORINA	REGULAR	23	2%	36	64%
	44	mantiene	DORINA	MALA	7	1%	36	19%
	43	mantiene	DORINA	BUENA	6	1%	36	17%

Fuente: Elaboración propia

A partir del set de reglas n°3 se puede inferir que la acción de precio “mantener” en los productos de la marca DORINA, trae resultados regulares para la categoría en general. Este resultado también se puede explicar por la tendencia a un desempeño regular que presenta la categoría margarina, para descartar dicho efecto, se selecciona una nueva regla para esta marca, esta vez incluyendo en el antecedente la variable estado de categoría dos en la semana t (EC2 t).

- **Regla E:**

{ΔP = Mantiene, Marca = Dorina, ΔC t = Sube } → {Perform C t = Regular}

*Antecedente*  *Consecuente*

Nuevamente es necesario incluir esta regla dentro del conjunto, lo que se tiene en la siguiente tabla.

Tabla N° 18: “Set de Reglas n°4”

Set	Regla N°	ΔP	Marca	ΔC t	Perform C t	N° Semanas/SKU Regla	Soporte	N° Semanas/SKU Condiciones	Confianza
4	63	mantiene	DORINA	baja	MALA	7	1%	36	19%
	64	mantiene	DORINA	baja	REGULAR	3	0,3%	36	18%
	65	mantiene	DORINA	sube	BUENA	6	1%	36	17%
	66	mantiene	DORINA	sube	REGULAR	20	2%	36	56%

Fuente: Elaboración propia

En la Tabla N° 18, se aprecia cómo al mantener el precio en los productos de marca DORINA los desempeños obtenidos por la categoría completa tienden a subir ya sea a un estado Bueno o Regular. Es preciso mencionar que el bajo nivel de soporte es explicado por la cantidad de productos que tiene la marca DORINA dentro de la categoría margarinas, siendo esta de 2 SKU's, por lo que el número de semanas/SKU se reduce considerablemente, lo que no quita validez a la regla mencionada.

Si se consideran las reglas D y E en su conjunto, se puede decir que el aporte de los productos pertenecientes a la marca DORINA tiende a ser positivo en relación a la categoría y que los niveles de precios parecen ser los correctos, por lo cual no se tendría la necesidad de variarlos continuamente.

- **Regla F:**

$\{\Delta P = \text{Mantiene, Marca} = \text{Pamperita}\} \rightarrow \{\text{Perform C t} = \text{Regular}\}$   
*Antecedente* *Consecuente*

Tabla N° 19: “Set de Reglas n°5”

Set	Regla N°	ΔP	Marca	Perform C t	N° Semanas/SKU Regla	Soporte	N° Semanas/SKU Condiciones	Confianza
5	54	mantiene	PAMPERITA	REGULAR	20	2%	29	69%
	53	mantiene	PAMPERITA	MALA	5	1%	29	17%
	52	mantiene	PAMPERITA	BUENA	4	0,4%	29	14%
	86	Sube	PAMPERITA	MALA	10	1%	32	31%
	19	bajo	PAMPERITA	BUENA	8	1%	27	30%

*Fuente: Elaboración propia*

➤ Reglas en relación al Tipo de Semana:

Al analizar los distintos tipos de semana, se presentan reglas relevantes en aquellas semanas correspondientes a Quincenas y Fines de mes.

- **Regla G:**

$\{\Delta P = \text{Mantiene, TS} = \text{Quincena}\} \rightarrow \{\text{Perform C t} = \text{Regular}\}$   
*Antecedente* *Consecuente*

Para poder hacer un análisis completo de la Regla G, se consolida el set de reglas tomando los diferentes ajustes de precios realizados durante las semanas correspondientes a Quincenas (ver Tabla N° 20).

Tabla N° 20: “Set de Reglas n°6”

Set	Regla N°	ΔP	TS	Perform C t	N° Semanas/SKU Regla	Soporte	N° Semanas/SKU Condiciones	Confianza
6	11	mantiene	QUINCENA	REGULAR	95	10%	95	100%
	18	sube	QUINCENA	REGULAR	42	4%	42	100%
	4	bajo	QUINCENA	REGULAR	39	4%	39	100%

*Fuente: Elaboración propia*

En base al set de reglas n°6, se puede ver que sin importar el tipo de ajuste de precio que se haga, si la semana en cuestión es Quincena, el desempeño de la categoría será regular. Con esta regla solo se está haciendo obvio una presencia de estacionalidad, es

necesario considerar que para estas reglas se utilizan las semanas que presentan estacionalidad sin hacer una suavización de los datos, para que esto no afecte en los resultados.

Luego se tienen las reglas para las semanas de fin de mes:

- **Regla H:**

$$\{\Delta P = \text{Mantiene}, \quad TS = \text{Fin de mes}\} \rightarrow \{\Delta C t = \text{Sube}\}$$

*Antecedente*  *Consecuente*

- **Regla I:**

$$\{\Delta P = \text{Sube}, \quad TS = \text{Fin de mes}\} \rightarrow \{\Delta C t = \text{Sube}\}$$

*Antecedente*  *Consecuente*

Armando el conjunto de reglas en base a las dos obtenidas H e I, se tiene la siguiente Tabla.

Tabla N° 21: “Set de Reglas n°7”

Set	Regla N°	ΔP	TS	ΔC t	N° Semanas/SKU Regla	Soporte	N° Semanas/SKU Condiciones	Confianza
7	9	mantiene	FIN DE MES	baja	2	10%	87	2%
	10	mantiene	FIN DE MES	sube	85	9%	87	98%
	16	sube	FIN DE MES	baja	20	2%	56	36%
	17	sube	FIN DE MES	sube	36	4%	56	54%

Fuente: Elaboración propia

Este resultado nos corrobora un aumento en las ventas para las semanas correspondientes a fin de mes, por lo que para la detección de reglas por producto, se toma en cuenta la estacionalidad de las ventas de manera que no afecten en los resultados, para ello se utiliza un promedio histórico mensual en dichas semanas.

## 8.2 Resultados reglas por producto.

---

Una vez realizado el análisis general, se estudian las reglas a nivel de producto, para lo cual se calculan nuevamente las medidas de soporte y confianza. Para este caso, las exigencias de soporte corresponden a un 9% equivalente a 4 de las 44 semanas y una confianza mínima de un 50%, aparentemente el nivel de soporte es muy pequeño pero dado el número de semanas estudiadas y la exigencia puesta en la confianza que es el indicador más importante se cree suficiente.

En esta etapa, se utilizan solo dos variables en el antecedente y se continúa con la variable de estado de la categoría en el consecuente, se toma esta decisión en acuerdo con el tomador de decisiones dentro de la empresa con el objetivo de simplificar la determinación de precios. Para seleccionar dichas variables, se consideran los estudios previos tanto de reglas generales, indicadores y los niveles de soporte y confianza arrojados; además se toma en cuenta la opinión de expertos encargados de *pricing* en Penta Analytics S.A. Es importante mencionar que las reglas que consideran tanto las variables de competencia, efectos de sustitución y quiebres de stock, no logran cumplir con los requisitos mínimos. Por lo tanto, no son incorporados en esta etapa y la regla final tiene la siguiente forma:

$$\{ \text{Perform } C_{t-1}, \Delta P \} \rightarrow \{ \Delta C_t \}$$

*Antecedente*                      *Consecuente*

Esta metodología nos permite generar un set de reglas por producto, las cuales son validadas de acuerdo a sus niveles de confianza y soporte, en base al criterio antes mencionado, en la tabla que se muestra a continuación, se presenta un ejemplo para el producto margarina pamperita de 100G, donde la validez de la regla esta representada por OK (regla válida) y KO (regla no válida).

Tabla N° 22: “Ejemplo Set Reglas Pamperita 100G”

N°	SKU	Nombre Producto	EC t-1	AP	EC2 t	Soporte	Confianza	Validez Regla	
1	1410	 PAMPERITA 100G	Buena	bajo ↓	<b>baja</b>	9%	80%	<b>OK</b>	
					sube		2%	20%	KO
				mantiene	<b>baja</b>	7%	75%	KO	
					sube	2%	25%	KO	
				sube ↑	<b>baja</b>	5%	67%	KO	
					sube	2%	33%	KO	
			Mala	bajo ↓	<b>baja</b>	0%	0%	KO	
					sube	5%	100%	KO	
				mantiene	<b>baja</b>	0%	0%	KO	
					sube	5%	100%	KO	
				sube ↑	<b>baja</b>	5%	29%	KO	
					<b>sube</b>	<b>11%</b>	<b>71%</b>	<b>OK</b>	
Regular	bajo ↓	<b>baja</b>	5%	50%	KO				
		sube	5%	50%	KO				
	mantiene	<b>baja</b>	5%	40%	KO				
		sube	7%	60%	KO				
	sube ↑	<b>baja</b>	11%	42%	KO				
		<b>sube</b>	<b>16%</b>	<b>58%</b>	<b>OK</b>				

Fuente: Elaboración propia

En negrita se destacan aquellas reglas que cumplen con los niveles de soporte y confianza requeridos, a partir de estos casos, se debe identificar una acción de ajuste de precio para cada escenario. La decisión sigue la siguiente lógica:

1. Para cada par:  $\{ \text{Perform } C_{t-1}, \Delta P \}$  se tienen dos posibles casos que  $\Delta C_t$  suba o baje, esto indica el efecto que tiene en las ventas de la categoría de la semana siguiente.

2. Si para una Performance de Categoría en la semana t-1 (Perform C t-1), se tiene una regla válida que muestre una acción de precio que tenga como consecuencia una subida en las ventas, entonces dicha acción de precio es la escogida. Si para ese mismo estado existe más de una regla de precio que produzca un alza en las ventas, entonces la acción seleccionada será aquella que pertenezca a la regla de mayor confianza.
  
3. Si para una Performance de Categoría en la semana t-1 (Perform C t-1), no se tiene una regla válida que muestre una acción de precio que tenga como consecuencia una subida en las ventas, entonces la acción seleccionada será mantener el precio. A menos que la acción mantener el precio pertenezca a una regla válida que tenga como consecuencia una baja en las ventas, en ese caso, se observa la confianza de las reglas y se selecciona la acción más cercana que tenga un resultado positivo.
  
4. Si para una Performance de Categoría en la semana t-1 (Perform C t-1), no se tiene ninguna regla válida, entonces la acción de precio seleccionada es mantener, esto dado que no se tiene la suficiente información para tomar la decisión.

Para ejemplificar de mejor manera la lógica de selección de acciones de precios, se presenta el mismo caso anterior incorporando la acción de precio a tomar:

Tabla N° 23: “Ejemplo Set de Reglas-Acción Pamperita 100G”

N°	SKU	Nombre Producto	EC t-1	AP	EC2 t	Soporte	Confianza	Validez Regla	Acción
1	1410	 PAMPERITA 100G	Buena	bajo 	baja	9%	80%	OK	mantiene 
					sube	2%	20%	KO	mantiene 
				mantiene 	baja	7%	75%	KO	mantiene 
					sube	2%	25%	KO	mantiene 
				sube 	baja	5%	67%	KO	mantiene 
					sube	2%	33%	KO	mantiene 
			Mala	bajo 	baja	0%	0%	KO	sube 
					sube	5%	100%	KO	sube 
				mantiene 	baja	0%	0%	KO	sube 
					sube	5%	100%	KO	sube 
				sube 	baja	5%	29%	KO	sube 
					sube	11%	71%	OK	sube 
Regular	bajo 	baja	5%	50%	KO	sube 			
		sube	5%	50%	KO	sube 			
	mantiene 	baja	5%	40%	KO	sube 			
		sube	7%	60%	KO	sube 			
	sube 	baja	11%	42%	KO	sube 			
		sube	16%	58%	OK	sube 			

Fuente: Elaboración propia

El nivel actual del presente estudio nos permite determinar una respuesta a la interrogante de cuándo ajustar o establecer el precio del producto. Sin embargo nos queda por establecer en cuánto porcentaje. Para detallar y formular un diagnóstico de aquellos procesos que expliquen significativamente esto, en base a opinión de expertos, el historial de variación de precio durante las semanas analizadas y la significancia de ajuste de precio (ver tabla N°24), se decide considerar un rango de modificación (ver Ecuación N° 9). Adicionalmente, se impone un aumento o disminución acumulada (dos semanas seguidas) de precio máxima de 3% y un mínimo de alza o baja de un 1% cada vez.

$$1\% \leq \Delta \% \text{ Precio} \leq 2\%$$

*Ecuación 9.*

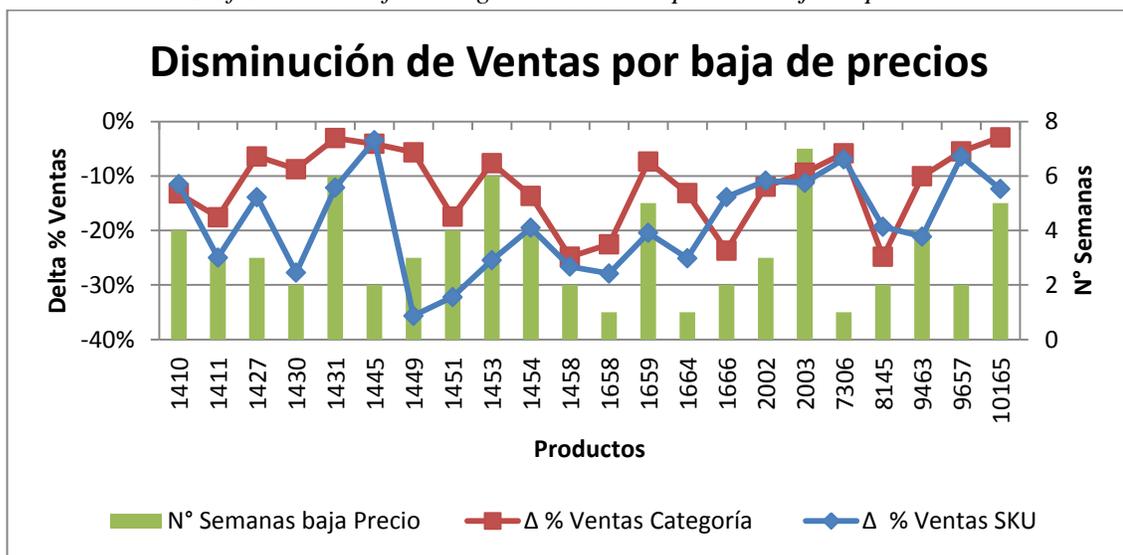
Tabla N° 24: “Variación promedio ventas dada variación promedio de precios”

$\Delta \% \text{ Precio}$	$\Delta \% \text{ Ventas}$
1%	9%
2%	15%

Fuente: Elaboración propia

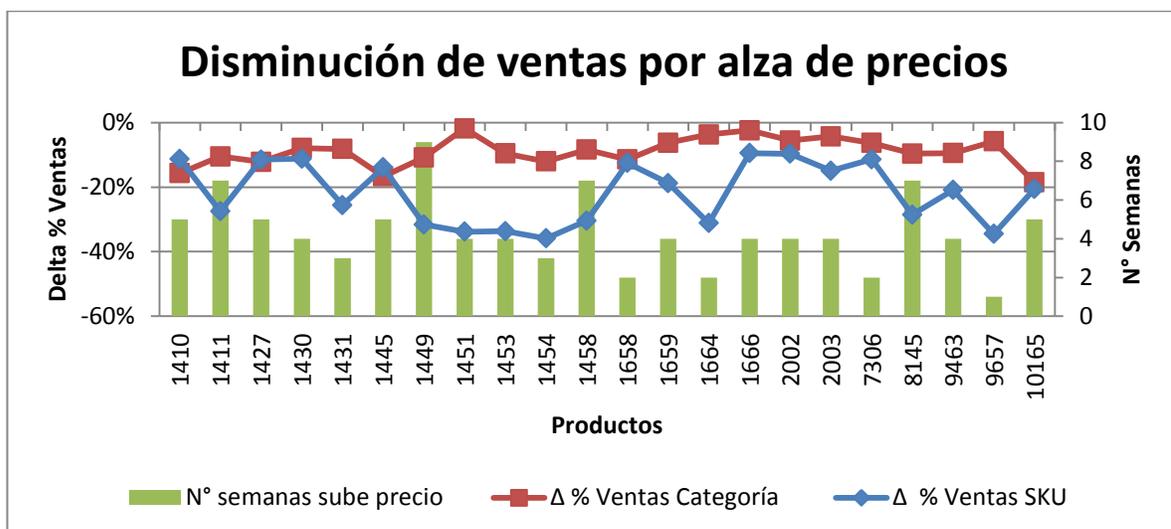
Finalmente, basados en este resumen de reglas, podemos identificar aquellos casos históricos donde se modifica el precio y las ventas de la categoría se ven afectadas de manera negativa, a continuación se muestra una gráfica con los porcentajes de disminución promedio de ventas para los casos en que baja o sube el precio respectivamente, a nivel de producto. Para este análisis, no se consideran los casos en que el precio se mantiene pues se quiere determinar las pérdidas en ventas producto de un cambio en los precios.

Gráfico N° 7: “Efecto negativo en ventas por una baja de precio”



Fuente: Elaboración propia

Gráfico N° 8: “Efecto negativo en ventas por un alza de precio”



Fuente: Elaboración propia

Estos gráficos muestran el promedio del delta ventas producto de una acción de precio (alza o baja) para cada producto, solo se presentan las semanas en que el efecto es negativo tanto para las ventas del producto como para las ventas de la categoría. En base a este análisis, se puede determinar una estimación económica de pérdidas y el número de errores que se cometen (caso en que la acción de precios produce un resultado negativo) durante las semanas de estudio.

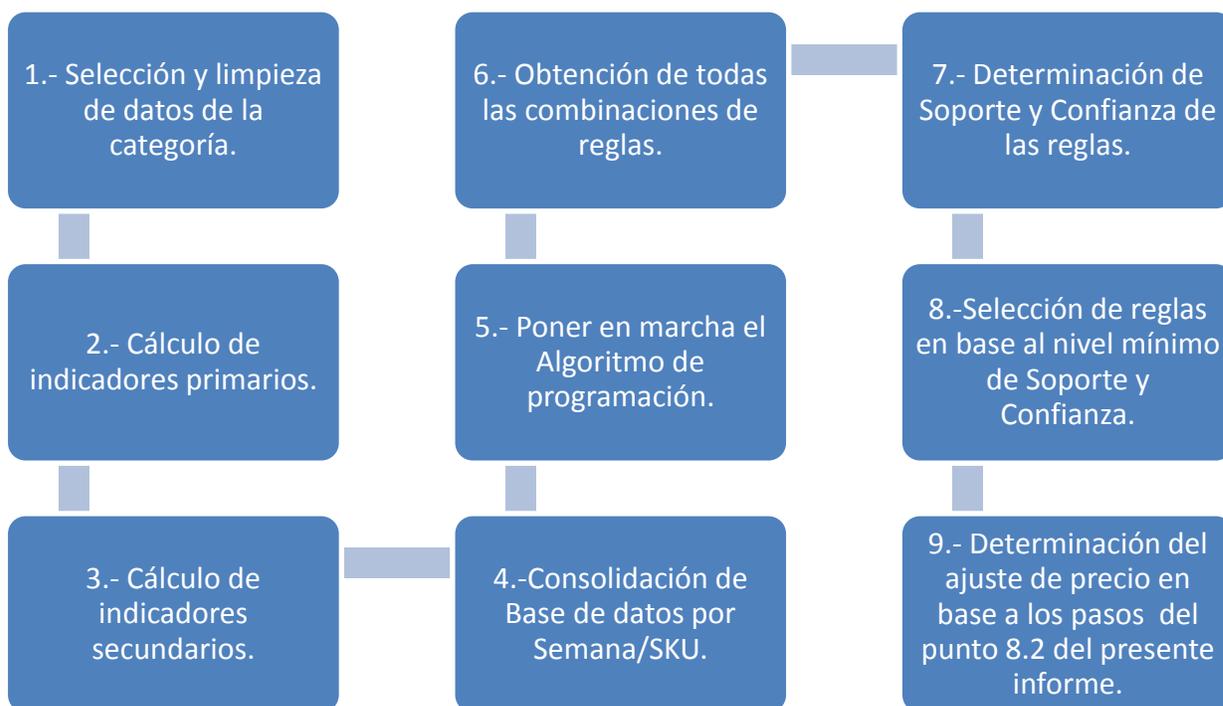
De acuerdo a los cálculos efectuados, se obtiene un número de 167 errores de un total de 968 casos, es decir equivale a un 17% de error. Además si se cuantifican las pérdidas se obtiene un total de \$12.576.751 acumulado para 44 semanas de análisis. La metodología planteada permite disminuir este porcentaje de error dado que aprende de estos escenarios y toma una acción de precio diferente, por tanto se puede señalar que el beneficio monetario de la misma es equivalente a las pérdidas mencionadas.

## 9.- ESQUEMA GENÉRICO

---

Uno de los puntos relevantes de este trabajo es plasmar mediante un esquema, una metodología aplicable a otras categorías. A continuación se presenta un diagrama que detalla paso a paso cada etapa del proceso.

*Esquema N° 2: “Pasos genéricos para la determinación de ajustes de precios”*



*Fuente: Elaboración propia*

## 10.- CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS.

---

### 10.1 Conclusiones.

---

En esta memoria se propone una metodología para la detección de reglas de asociación, a partir de la data histórica transaccional de una cadena de supermercado, las cuales permitan determinar ajustes semanales de precios.

Se detectan indicadores primarios que explican el desempeño histórico de la categoría e indicadores secundarios que determinan el efecto que tienen factores externos al precio, sobre los resultados obtenidos. A partir de estos indicadores, se seleccionan variables explicativas las cuales son consolidadas en una base de datos. En seguida, a través de la aplicación de un algoritmo Excel se detectan todas las combinaciones de reglas de asociación presentes en la data, para posteriormente ser evaluadas según su nivel de soporte y confianza. Finalmente, con las reglas seleccionadas y siguiendo la lógica declarada, se determina la acción de precio correspondiente a cada escenario.

Consecuentemente con esto, se aplica la metodología señalada, a una categoría de productos (margarina) de una cadena de supermercado, utilizando un horizonte de 44 semanas.

En base a este estudio, se detectan 3 indicadores primarios de desempeño general: Ventas, Unidades y Contribución, dependiendo del rol que juega la categoría, en este caso particular, el indicador corresponde a las ventas. Junto con esto, se determinan 7 variables representativas del desempeño de la categoría: Estado Categoría semana t-1, Estado producto semana t-1, Ajuste de precio semana t-1 a la t, Tipo de semana, Tipo de producto, Marca y Formato (gramaje).

Mediante la evaluación histórica del comportamiento de la categoría, se mide el efecto de tres indicadores secundarios: quiebres de stock, efecto sustitución y competencia. Concluyendo en primera instancia, que la presencia de un quiebre de stock significativo tiene un efecto sobre el rendimiento de la categoría para las 8 semanas en estudio, pero no lo suficiente para ser determinante en las reglas de decisión.

En segundo lugar, se detectan efectos de sustitución entre productos dentro de la misma categoría, siendo la mayoría de estos negativos para el desempeño de la misma, sin embargo no logran ser lo suficientemente relevantes al momento de evaluar la significancia de las reglas por lo que esta variable no es incluida dentro de las reglas finales.

En tercer lugar, se concluye que el precio de la competencia se encuentra por debajo del precio promedio de la cadena en un 97% de las veces y por tanto no tiene un efecto notorio sobre los resultados de la misma.

En relación a las reglas detectadas, de un total de 396 reglas por producto identificadas, 86 de ellas cumplen con los criterios de soporte y confianza impuestos, en base a estas, se consolidan acciones de ajuste de precios por producto, para cada uno de los 27 posibles escenarios. Este output conforma una herramienta a partir de la cual aquellos tomadores de decisiones dentro de la empresa, pueden resolver semanalmente cuál es la acción de precio

acertada, dados los resultados obtenidos la semana anterior. Además esta es replicable a otras categorías.

Es relevante mencionar que la metodología planteada en este trabajo, requiere de menos horas hombre que la empleada en la empresa, tanto en la etapa de detección de reglas y acciones de precio como en la etapa posterior de análisis y toma de decisión. En primer lugar, la empresa tarda 3 semanas en obtener precios base óptimos para una categoría, mientras que la etapa de detección y selección de reglas estudiada tarda 4 días, tiempo que se puede reducir a 1 día si existiese un sistema automatizado. Esto no solo permite disminuir el tiempo inicial de cálculo, sino que también hace factible una inclusión continua de datos, de manera que es posible recalcular las reglas pasado un tiempo considerable (por ejemplo: cada trimestre), lo cual no es una opción actualmente. En segundo lugar, para la etapa de toma de decisión de la política de precios, actualmente la compañía debe hacer un análisis semanal que incluya una evaluación del rendimiento de los productos y la categoría, la cual demora 1 día, mientras que la metodología planteada reduce este tiempo a ½ día.

Al evaluar los resultados de ventas que obtuvo la categoría a lo largo de las 44 semanas de estudio, en base a la metodología actual de la compañía, se identifican los errores cometidos en cuanto a un mal resultado producto de una acción de precio tomada, en total se tienen 167 errores, los cuales corresponden a un 17% del total. Mientras que las pérdidas monetarias ascienden a \$12.576.75. Por tanto los beneficios otorgados por la metodología aquí planteada, no solo corresponden a una disminución de horas hombre sino que también a un ahorro considerable de dinero.

Por último, la mayor limitación de este trabajo tiene relación con los porcentajes de ajuste de precio finales, los cuales son calculados en base a un rango determinado y no utilizando elasticidades de precio dado que estas son muy pequeñas. Esto puede producir un dejo de imprecisión en los resultados finales, pero de todas maneras están acompañados por un juicio de experto.

## 10.2 Trabajos futuros.

---

Se mencionó a través del desarrollo del presente trabajo, que todos los análisis aplicados a la categoría se realizaron en base a 44 semanas, lo cual induce a la obtención de un nivel de soporte bajo. Por tal motivo se sugiere replicar todo lo expuesto con una cantidad mayor de datos de manera de validar de una manera más confiable la metodología del estudio utilizado.

Además, se señaló que el estudio de los precios de la competencia y su efecto en los resultados de la categoría, se hacen en base a 29 de las 44 semanas en estudio y considerando sólo dos cadenas, debido a la disponibilidad de la información. Por lo que se recomienda realizar nuevamente el análisis de la competencia cuando se cuente con más datos.

Por otra parte, la determinación del impacto que tiene una presencia de quiebre de stock en el desempeño de la categoría, se realiza solo para 8 de las 44 semanas, por falta de información. Así, lo que se sugiere es volver a calcular esta etapa cuando se tenga más información.

Se plantea también como trabajo futuro, la incorporación de nuevas semanas de estudio con dicha información y además de otras variables como el almacenamiento de productos por parte de los clientes (stockpiling), utilizando programación dinámica.

Finalmente, tal como se expone en este trabajo el alcance de esta memoria no abarca la aplicación de esta metodología en otra categoría de la cadena, debido a esto y a la falta de tiempo no se logra abordar. Por tanto, se aconseja emplear esta metodología para una categoría distinta para comparar resultados.

## 11.- BIBLIOGRAFÍA Y FUENTES DE INFORMACIÓN.

---

[1]Cámara de Comercio de Santiago, Informe económico 19 de Mayo 2011. <<http://www.ccs.cl/html/publicaciones/publicaciones/2011/Mayo/Sectorial%20Proyecciones%20Comercio%20Mayo%202011%2019-05-11.pdf>> [Consulta en línea: Junio 2011].

[2]Instituto Nacional de Estadística. Índice de ventas de Supermercado, Abril 2011. <[http://www.ine.cl/canales/chile\\_estadistico/estadisticas\\_economicas/supermercados/archivos/supermercados\\_analisis\\_abril2011.pdf](http://www.ine.cl/canales/chile_estadistico/estadisticas_economicas/supermercados/archivos/supermercados_analisis_abril2011.pdf)> [Consulta en línea: Junio 2011].

[3]Revista América Economía. <<http://www.americaeconomia.com/negocios-industrias/chile-cuatro-cadenas-de-supermercados-concentran-el-88-de-las-ventas-del-sector>> [Consulta en línea: Junio 2011].

[4]Revista Capital. Edición N°247, Marzo 2009. Reportaje: “El Informe Retail”.

[5]Ellickson P., Misra S. (2008), Supermarket Pricing Strategies. *Marketing Science*, Vol.27, No 5, pp. 811-828.

[6]Troncoso C. 2010. Determinación de precios óptimos para una cadena de supermercado utilizando modelos jerárquicos bayesianos. Memoria de Ingeniería Civil Industrial. Santiago, Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas.

[7]Rossi P., Allenby G., McCulloch R. “Bayesian Statistics and Marketing” Libro [Borrador], Octubre 2009.

[8]Bustos C. 2006. Determinación de precios base de una categoría de productos. Memoria de Ingeniería Civil Industrial. Santiago, Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas.

[9]Guzmán P. 2011. Metodología de evaluación de promociones en un supermercado. Memoria de Ingeniería Civil Industrial. Santiago, Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas.

[10]MateriaBiz Palabra Clave: Pricing <<http://www.materiabiz.com/foros/fijacion-de-precios/195-que-es-el-pricing.html>> [Consulta en línea: Mayo 2011].

[11]Guadagni & Little 1983. A Logit Model of Brand Choice Calibrated on Scanner Data, *Marketing Science*, vol. 2, N° 3, pp 203-232.

[12]Guadagni & Little 1983. A Logit Model of Brand Choice Calibrated on Scanner Data, *Marketing Science*, vol. 2, N° 3, pp 203-232.

[13]Cruz G. 2009. Determinación de precios óptimos de una categoría para una cadena de supermercado. Memoria de Ingeniería Civil Industrial. Santiago, Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas.

- [14]SPSS Decision Trees 17.0. Capítulo N°1, pp 1-38.
- [15]Spatial and Organizational dynamics discussion papers. Quantitativ methods applied to social sciences, N°3 July 2010, University of Algorve. pp 44-48.
- [16]Aprendizaje computacional. Eduardo Morales y Jesús González. Capítulo N°4: Reglas de Asociación. 2009. pp 74-86.
- [17]T. Menzies, Y. Hu. *Data Mining For Busy People*. IEEE Computer, Octubre de 2003, pp. 18-25.
- [18]R. Agrawal; T. Imielinski; A. Swami: *Mining Association Rules Between Sets of Items in Large Databases*", SIGMOD Conference 1993: 207-216
- [19]Wikipedia Palabra Clave: Reglas de Asociación <[http://es.wikipedia.org/wiki/Reglas\\_de\\_asociaci%C3%B3n](http://es.wikipedia.org/wiki/Reglas_de_asociaci%C3%B3n)> [Consulta en línea: Noviembre 2011].
- [20]Jochen Hipp, Ulrich Güntzer, and Gholamreza Nakhaeizadeh. Algorithms for association rule mining - A general survey and comparison. SIGKDD Explorations, 2(2):1-58, 2000.
- [21]Pizarro C. 2010. Apuntes IN547: Gestión de Retail [Diapositivas] Departamento Ingeniería Industrial, Universidad de Chile.
- [22]Dorfman, R. (1979): A formula for the Gini coefficient. Review of Economics and Statistics (61), pp 146-149.

## 12.- ANEXOS.

---

### 12.1 Anexo N°1: “Marcas y SKU’s en estudio”.

---

Tabla N° 25: “Marcas seleccionadas”

Marcas	
PAMPERITA	ULA
CALO	NEXT
SUREÑA	DORINA
HORNITO	BONELLA
SOPROLE	WINTER
DOÑA JUANITA	

Fuente: Elaboración propia

Tabla N° 26: “SKU’s seleccionados”

ID	Nombre Producto
1410	PAMPERITA6X12X100G
1411	CALOLIGHTPOTE500G
1427	SURENA125G
1430	HORNITODEHORNEOWATTS1KIL
1431	HORNITODEHOJAWATTS1KIL
1445	CALO6X12X125G
1449	SURENAPOTE1000G
1451	CALOPOTE500G
1453	CALOPOTE6X1000G
1454	PAMPERITABOLSA1KIL
1458	SURENAPOTE500G
1658	MARGARINA SOPROLE PAN 80X125G
1659	SOPROLEPAN250G
1664	ULA100G
1666	NEXTPAN80X125G
2002	DORINA5X10X125G
2003	BONELLA5X10X125G
7306	HORNITOPANADERIABOLSA10X1KI
8145	SURENADIETPOTE12X500GR
9463	DORINAC/LECHEPOTE30X250GR
9657	WINTER80X125GR
10165	DONAJUANITA12X1KG

Fuente: Elaboración Propia

*Tabla N° 27: “Clasificación por Venta”*

<b>Semana</b>	<b>Venta</b>	<b>Clasificación</b>
<b>Dic. Semana 48</b>	\$ 52.131.744	BUENA
<b>Dic. Semana 49</b>	\$ 43.311.611	REGULAR
<b>Dic. Semana 50</b>	\$ 44.992.018	BUENA
<b>Dic. Semana 51</b>	\$ 37.687.523	REGULAR
<b>Ene. Semana 01</b>	\$ 42.576.786	REGULAR
<b>Ene. Semana 02</b>	\$ 38.285.084	REGULAR
<b>Ene. Semana 03</b>	\$ 32.430.317	MALA
<b>Ene. Semana 04</b>	\$ 32.334.648	MALA
<b>Feb. Semana 05</b>	\$ 35.405.688	MALA
<b>Feb. Semana 06</b>	\$ 33.462.672	MALA
<b>Feb. Semana 07</b>	\$ 43.303.769	REGULAR
<b>Feb. Semana 08</b>	\$ 47.728.862	BUENA
<b>Mar. Semana 9</b>	\$ 44.366.334	REGULAR
<b>Mar. Semana 10</b>	\$ 45.075.340	BUENA
<b>Mar. Semana 11</b>	\$ 40.171.287	REGULAR
<b>Mar. Semana 12</b>	\$ 45.852.213	BUENA
<b>Abr. Semana 13</b>	\$ 45.865.816	BUENA
<b>Abr. Semana 14</b>	\$ 39.159.203	REGULAR
<b>Abr. Semana 15</b>	\$ 37.484.289	REGULAR
<b>Abr. Semana 16</b>	\$ 38.583.576	REGULAR
<b>Abr. Semana 17</b>	\$ 34.169.481	MALA
<b>May. Semana 18</b>	\$ 43.676.834	REGULAR
<b>May. Semana 19</b>	\$ 43.151.243	REGULAR

*Fuente: Elaboración Propia*

Tabla N° 28: “Clasificación por Unidades”

Semana	Unidades	Clasificación
Dic. Semana 48	121827	BUENA
Dic. Semana 49	100638	REGULAR
Dic. Semana 50	105606	BUENA
Dic. Semana 51	91575	REGULAR
Ene. Semana 01	96273	REGULAR
Ene. Semana 02	82189	MALA
Ene. Semana 03	83458	MALA
Ene. Semana 04	84567	MALA
Feb. Semana 05	89790	MALA
Feb. Semana 06	83755	MALA
Feb. Semana 07	107875	BUENA
Feb. Semana 08	114031	BUENA
Mar. Semana 9	112861	BUENA
Mar. Semana 10	103952	BUENA
Mar. Semana 11	101365	REGULAR
Mar. Semana 12	104718	BUENA
Abr. Semana 13	110883	BUENA
Abr. Semana 14	94012	REGULAR
Abr. Semana 15	91433	REGULAR
Abr. Semana 16	94740	REGULAR
Abr. Semana 17	81719	MALA
May. Semana 18	104102	REGULAR
May. Semana 19	95810	REGULAR

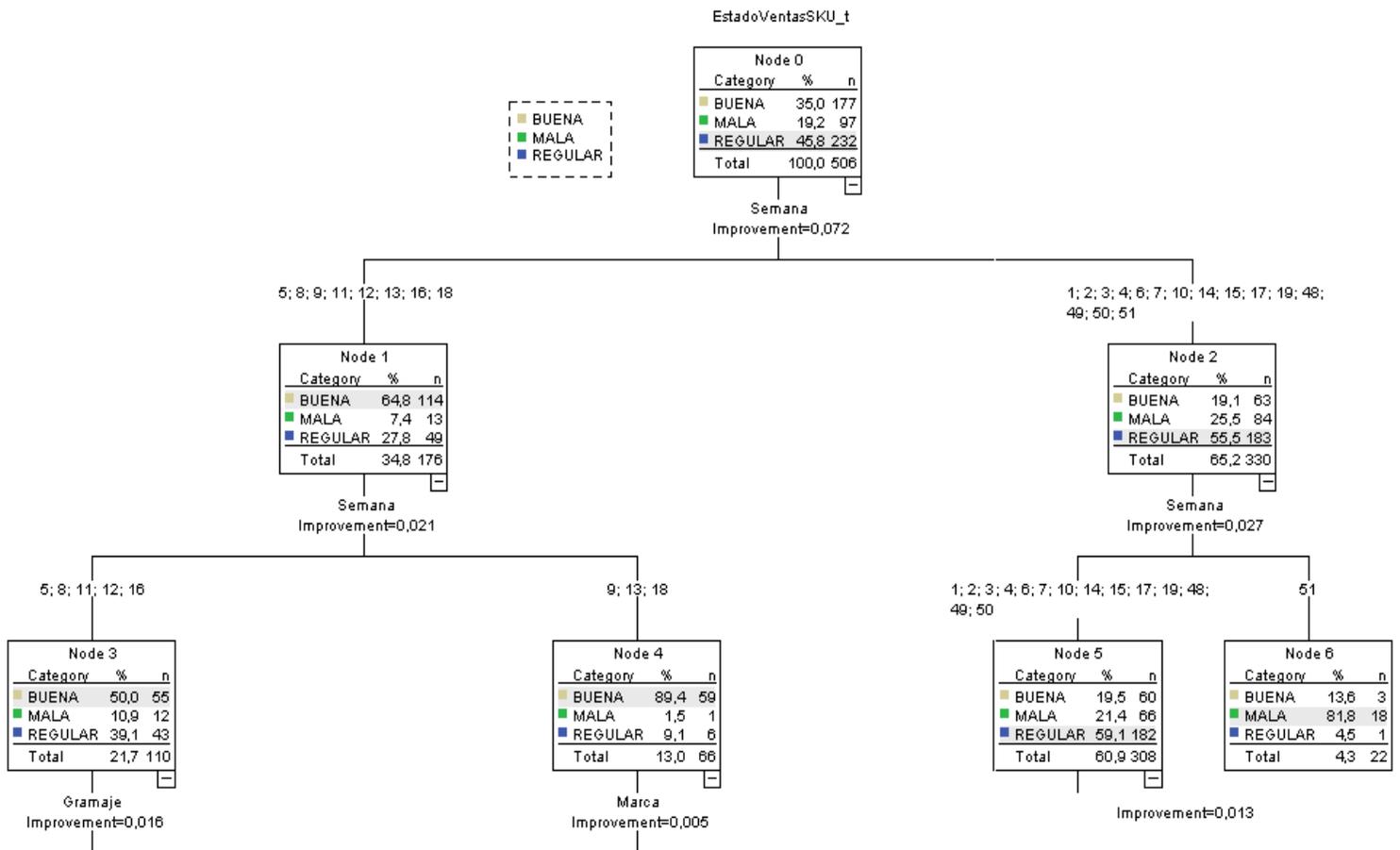
Fuente: Elaboración Propia

Tabla N° 29: “Clasificación por Contribución”

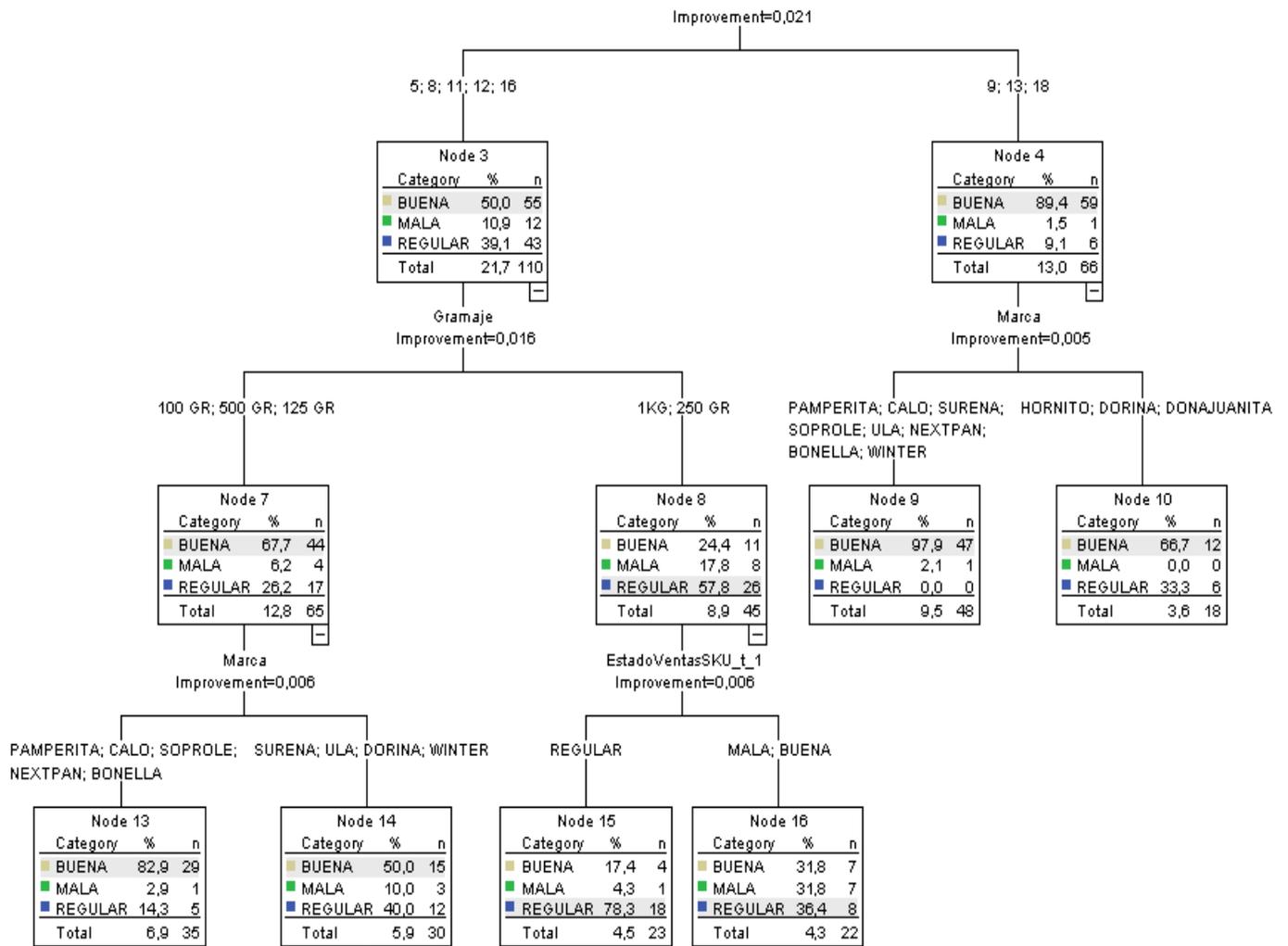
Semana	Contribución	Clasificación
Dic. Semana 48	\$ 5.685.199	BUENA
Dic. Semana 49	\$ 5.327.418	BUENA
Dic. Semana 50	\$ 5.223.996	BUENA
Dic. Semana 51	\$ 4.125.593	REGULAR
Ene. Semana 01	\$ 5.819.477	BUENA
Ene. Semana 02	\$ 4.756.433	REGULAR
Ene. Semana 03	\$ 2.647.094	MALA
Ene. Semana 04	\$ 2.150.523	MALA
Feb. Semana 05	\$ 2.944.810	MALA
Feb. Semana 06	\$ 3.182.820	MALA
Feb. Semana 07	\$ 4.503.995	BUENA
Feb. Semana 08	\$ 5.171.261	BUENA
Mar. Semana 9	\$ 3.178.743	REGULAR
Mar. Semana 10	\$ 5.360.907	BUENA
Mar. Semana 11	\$ 3.058.108	REGULAR
Mar. Semana 12	\$ 5.565.224	BUENA
Abr. Semana 13	\$ 3.580.285	BUENA
Abr. Semana 14	\$ 3.295.359	REGULAR
Abr. Semana 15	\$ 3.048.783	REGULAR
Abr. Semana 16	\$ 3.204.599	REGULAR
Abr. Semana 17	\$ 2.964.413	MALA
May. Semana 18	\$ 3.313.695	REGULAR
May. Semana 19	\$ 3.236.709	REGULAR

Fuente: Elaboración Propia

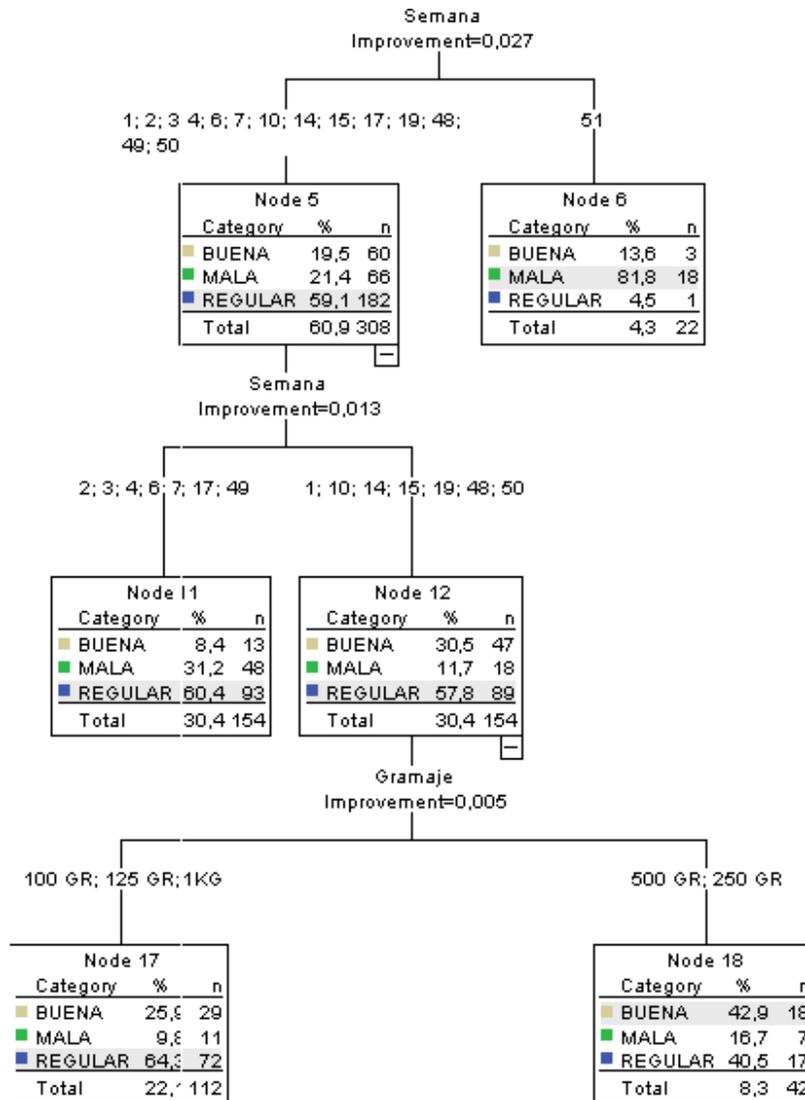
### 12.3 Anexo N°3: “Árbol de decisión”.



➤ Rama Derecha:

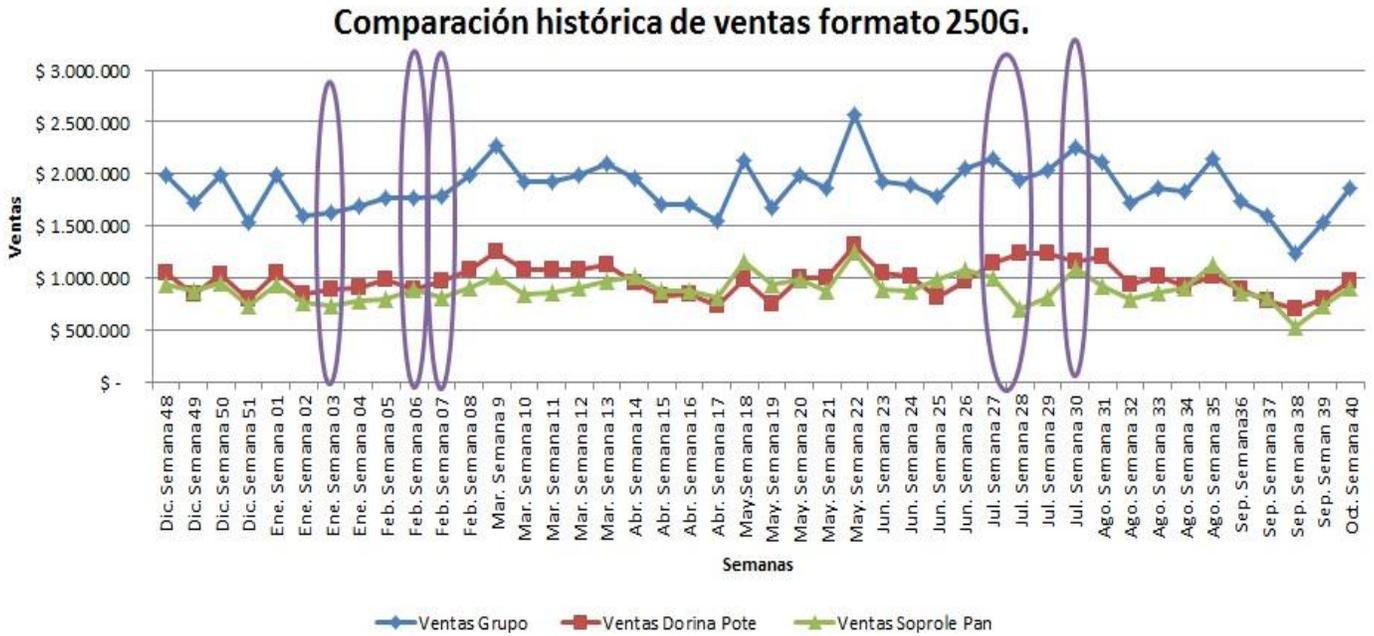


➤ Rama Izquierda:



12.4 Anexo N°4: “Análisis de Sustitución”

Gráfico N° 9: “Comparación histórica de ventas Grupo 3”



Fuente: Elaboración propia

12.5 Anexo N°5: “Set de reglas y recomendaciones”.

Tabla N° 30: “Set de reglas y recomendaciones”

N°	SKU	Nombre Producto	EC t-1	AP	EC2 t	Soporte	Confianza	Validez Regla	Acción
1	1410	 PAMPERITA 100G	Buena	bajo ↓	baja	9%	80%	OK	mantiene 🟡
				sube ↑	sube	2%	20%	KO	mantiene 🟡
				mantiene 🟡	baja	7%	75%	KO	mantiene 🟡
				sube ↑	sube	2%	25%	KO	mantiene 🟡
				sube ↑	baja	5%	67%	KO	mantiene 🟡
				sube ↑	sube	2%	33%	KO	mantiene 🟡
			Mala	bajo ↓	baja	0%	0%	KO	sube 🟢
				sube ↑	sube	5%	100%	KO	sube 🟢
				mantiene 🟡	baja	0%	0%	KO	sube 🟢
				sube ↑	sube	5%	100%	KO	sube 🟢
				sube ↑	baja	5%	29%	KO	sube 🟢
				sube ↑	sube	11%	71%	OK	sube 🟢
Regular	bajo ↓	baja	5%	50%	KO	sube 🟢			
	sube ↑	sube	5%	50%	KO	sube 🟢			
	mantiene 🟡	baja	5%	40%	KO	sube 🟢			
	sube ↑	sube	7%	60%	KO	sube 🟢			
	sube ↑	baja	11%	42%	KO	sube 🟢			
	sube ↑	sube	16%	58%	OK	sube 🟢			
2	1411	 CALO LIGHT POTE 500G	Buena	bajo ↓	baja	5%	67%	KO	mantiene 🟡
				sube ↑	sube	2%	33%	KO	mantiene 🟡
				mantiene 🟡	baja	7%	100%	KO	mantiene 🟡
				sube ↑	sube	0%	0%	KO	mantiene 🟡
				sube ↑	baja	9%	67%	OK	mantiene 🟡
				sube ↑	sube	5%	33%	KO	mantiene 🟡
			Mala	bajo ↓	baja	0%	0%	KO	bajo ↓
				sube ↑	sube	9%	100%	OK	bajo ↓
				mantiene 🟡	baja	0%	0%	KO	bajo ↓
				sube ↑	sube	2%	100%	KO	bajo ↓
				sube ↑	baja	5%	33%	KO	bajo ↓
				sube ↑	sube	9%	67%	OK	bajo ↓
Regular	bajo ↓	baja	7%	50%	KO	mantiene 🟡			
	sube ↑	sube	7%	50%	KO	mantiene 🟡			
	mantiene 🟡	baja	5%	25%	KO	mantiene 🟡			
	sube ↑	sube	14%	75%	OK	mantiene 🟡			
	sube ↑	baja	9%	57%	OK	mantiene 🟡			
	sube ↑	sube	7%	43%	KO	mantiene 🟡			
3	1427	 SUREÑA 125G	Buena	bajo ↓	baja	5%	67%	KO	mantiene 🟡
				sube ↑	sube	2%	33%	KO	mantiene 🟡
				mantiene 🟡	baja	7%	100%	KO	mantiene 🟡
				sube ↑	sube	0%	0%	KO	mantiene 🟡
				sube ↑	baja	9%	67%	OK	mantiene 🟡
				sube ↑	sube	5%	33%	KO	mantiene 🟡
			Mala	bajo ↓	baja	2%	33%	KO	sube 🟢
				sube ↑	sube	5%	67%	KO	sube 🟢
				mantiene 🟡	baja	0%	0%	KO	sube 🟢
				sube ↑	sube	5%	100%	KO	sube 🟢
				sube ↑	baja	2%	17%	KO	sube 🟢
				sube ↑	sube	11%	83%	OK	sube 🟢
Regular	bajo ↓	baja	7%	50%	KO	sube 🟢			
	sube ↑	sube	7%	50%	KO	sube 🟢			
	mantiene 🟡	baja	11%	56%	OK	sube 🟢			
	sube ↑	sube	9%	44%	KO	sube 🟢			
	sube ↑	baja	2%	17%	KO	sube 🟢			
	sube ↑	sube	11%	83%	OK	sube 🟢			

Fuente: Elaboración propia

N°	SKU	Nombre Producto	EC t-1	AP	EC2 t	Soporte	Confianza	Validez Regla	Acción
4	1430	 HORNITO DE HORNEO WATTS 1KIL	Buena	bajo ↓	baja	5%	67%	KO	mantiene 🟡
					sube	2%	33%	KO	mantiene 🟡
				mantiene 🟡	baja	7%	75%	KO	mantiene 🟡
					sube	2%	25%	KO	mantiene 🟡
				sube ↑	baja	9%	80%	OK	mantiene 🟡
					sube	2%	20%	KO	mantiene 🟡
			Mala	bajo ↓	baja	2%	33%	KO	sube ↑
					sube	5%	67%	KO	sube ↑
				mantiene 🟡	baja	0%	0%	KO	sube ↑
					sube	5%	100%	KO	sube ↑
				sube ↑	baja	2%	17%	KO	sube ↑
					sube	11%	83%	OK	sube ↑
Regular	bajo ↓	baja	5%	29%	KO	sube ↑			
		sube	11%	71%	OK	sube ↑			
	mantiene 🟡	baja	9%	50%	KO	sube ↑			
		sube	9%	50%	KO	sube ↑			
	sube ↑	baja	7%	50%	KO	sube ↑			
		sube	7%	50%	KO	sube ↑			
5	1431	 HORNITO DE HOJA WATTS 1KIL	Buena	bajo ↓	baja	2%	50%	KO	bajo ↓
					sube	2%	50%	KO	bajo ↓
				mantiene 🟡	baja	9%	100%	OK	bajo ↓
					sube	0%	0%	KO	bajo ↓
				sube ↑	baja	9%	67%	OK	bajo ↓
					sube	5%	33%	KO	bajo ↓
			Mala	bajo ↓	baja	5%	67%	KO	sube ↑
					sube	2%	33%	KO	sube ↑
				mantiene 🟡	baja	0%	0%	KO	sube ↑
					sube	2%	100%	KO	sube ↑
				sube ↑	baja	0%	0%	KO	sube ↑
					sube	16%	100%	OK	sube ↑
Regular	bajo ↓	baja	9%	44%	KO	mantiene 🟡			
		sube	11%	56%	OK	mantiene 🟡			
	mantiene 🟡	baja	9%	36%	KO	mantiene 🟡			
		sube	16%	64%	OK	mantiene 🟡			
	sube ↑	baja	2%	100%	KO	mantiene 🟡			
		sube	0%	0%	KO	mantiene 🟡			
6	1445	 CALO 125G	Buena	bajo ↓	baja	5%	67%	KO	mantiene 🟡
					sube	2%	33%	KO	mantiene 🟡
				mantiene 🟡	baja	7%	100%	KO	mantiene 🟡
					sube	0%	0%	KO	mantiene 🟡
				sube ↑	baja	9%	67%	OK	mantiene 🟡
					sube	5%	33%	KO	mantiene 🟡
			Mala	bajo ↓	baja	5%	33%	KO	sube ↑
					sube	9%	67%	OK	sube ↑
				mantiene 🟡	baja	0%	0%	KO	sube ↑
					sube	0%	0%	KO	sube ↑
				sube ↑	baja	0%	0%	KO	sube ↑
					sube	11%	100%	OK	sube ↑
Regular	bajo ↓	baja	5%	50%	KO	sube ↑			
		sube	5%	50%	KO	sube ↑			
	mantiene 🟡	baja	9%	44%	KO	sube ↑			
		sube	11%	56%	OK	sube ↑			
	sube ↑	baja	7%	38%	KO	sube ↑			
		sube	11%	63%	OK	sube ↑			

Fuente: Elaboración propia

N°	SKU	Nombre Producto	EC t-1	AP	EC2 t	Soporte	Confianza	Validez Regla	Acción
7	1449	 SUREÑA POTE 1000G	Buena	bajo ↓	baja	7%	75%	KO	sube ↑
				sube ↑	sube	2%	25%	KO	sube ↑
				mantiene	baja	9%	100%	OK	sube ↑
			Mala	sube ↑	sube	0%	0%	KO	sube ↑
				bajo ↓	baja	5%	50%	KO	sube ↑
				sube ↑	sube	5%	50%	KO	sube ↑
			Regular	bajo ↓	baja	0%	0%	KO	bajo ↓
				sube ↑	sube	14%	100%	OK	bajo ↓
				mantiene	baja	0%	0%	KO	bajo ↓
				sube ↑	sube	0%	0%	KO	bajo ↓
				bajo ↓	baja	5%	40%	KO	bajo ↓
				sube ↑	sube	7%	60%	KO	bajo ↓
Regular	bajo ↓	baja	5%	40%	KO	mantiene			
	sube ↑	sube	5%	60%	KO	mantiene			
	mantiene	baja	7%	60%	KO	mantiene			
	sube ↑	sube	5%	29%	KO	mantiene			
	bajo ↓	baja	11%	71%	OK	mantiene			
	sube ↑	baja	11%	56%	OK	mantiene			
8	1451	 CALO POTE 500G	Buena	bajo ↓	baja	9%	67%	OK	sube ↑
				sube ↑	sube	5%	33%	KO	sube ↑
				mantiene	baja	9%	100%	OK	sube ↑
			Mala	sube ↑	sube	0%	0%	KO	sube ↑
				bajo ↓	baja	2%	50%	KO	sube ↑
				sube ↑	sube	2%	50%	KO	sube ↑
			Regular	bajo ↓	baja	0%	0%	KO	mantiene
				sube ↑	sube	5%	100%	KO	mantiene
				mantiene	baja	0%	0%	KO	mantiene
				sube ↑	sube	9%	100%	OK	mantiene
				bajo ↓	baja	5%	40%	KO	mantiene
				sube ↑	sube	7%	60%	KO	mantiene
Regular	bajo ↓	baja	7%	60%	KO	mantiene			
	sube ↑	sube	5%	40%	KO	mantiene			
	mantiene	baja	9%	33%	KO	mantiene			
	sube ↑	sube	18%	67%	OK	mantiene			
	bajo ↓	baja	5%	50%	KO	mantiene			
	sube ↑	sube	5%	50%	KO	mantiene			
9	1453	 CALO POTE 1000G	Buena	bajo ↓	baja	9%	80%	OK	sube ↑
				sube ↑	sube	2%	20%	KO	sube ↑
				mantiene	baja	7%	100%	KO	sube ↑
			Mala	sube ↑	sube	0%	0%	KO	sube ↑
				bajo ↓	baja	5%	50%	KO	sube ↑
				sube ↑	sube	5%	50%	KO	sube ↑
			Regular	bajo ↓	baja	0%	0%	KO	mantiene
				sube ↑	sube	0%	0%	KO	mantiene
				mantiene	baja	2%	100%	KO	mantiene
				sube ↑	sube	2%	17%	KO	mantiene
				bajo ↓	baja	11%	83%	OK	mantiene
				sube ↑	baja	2%	25%	KO	mantiene
Regular	bajo ↓	baja	7%	75%	KO	mantiene			
	sube ↑	sube	7%	43%	KO	mantiene			
	mantiene	baja	9%	57%	OK	mantiene			
	sube ↑	sube	5%	25%	KO	mantiene			
	bajo ↓	baja	14%	75%	OK	mantiene			
	sube ↑	baja	9%	67%	OK	mantiene			

Fuente: Elaboración propia

N°	SKU	Nombre Producto	EC t-1	AP	EC2 t	Soporte	Confianza	Validez Regla	Acción
10	1454	 PAMPERITA BOLSA 1KIL	Buena	bajo ↓	baja	9%	57%	OK	bajo ↓
				sube ↑	sube	7%	43%	KO	bajo ↓
				mantiene →	baja	7%	100%	KO	bajo ↓
				sube ↑	sube	0%	0%	KO	bajo ↓
			Mala	bajo ↓	baja	2%	33%	KO	mantiene →
				sube ↑	sube	5%	67%	KO	mantiene →
				mantiene →	baja	0%	0%	KO	mantiene →
				sube ↑	sube	9%	100%	OK	mantiene →
			Regular	bajo ↓	baja	2%	25%	KO	mantiene →
				sube ↑	sube	7%	75%	KO	mantiene →
				mantiene →	baja	7%	50%	KO	mantiene →
				sube ↑	sube	7%	50%	KO	mantiene →
	bajo ↓	baja	9%	36%	KO	mantiene →			
	sube ↑	sube	5%	50%	KO	mantiene →			
	mantiene →	baja	5%	50%	KO	mantiene →			
	sube ↑	sube	5%	50%	KO	mantiene →			
11	1458	 SUREÑA POTE 500G	Buena	bajo ↓	baja	7%	60%	KO	bajo ↓
				sube ↑	sube	5%	40%	KO	bajo ↓
				mantiene →	baja	9%	80%	OK	bajo ↓
				sube ↑	sube	2%	20%	KO	bajo ↓
			Mala	bajo ↓	baja	5%	100%	KO	bajo ↓
				sube ↑	sube	0%	0%	KO	bajo ↓
				mantiene →	baja	0%	0%	KO	bajo ↓
				sube ↑	sube	14%	100%	OK	bajo ↓
			Regular	bajo ↓	baja	0%	0%	KO	bajo ↓
				sube ↑	sube	2%	100%	KO	bajo ↓
				mantiene →	baja	5%	50%	KO	bajo ↓
				sube ↑	sube	5%	50%	KO	bajo ↓
	bajo ↓	baja	0%	0%	KO	mantiene →			
	sube ↑	sube	5%	100%	KO	mantiene →			
	mantiene →	baja	9%	36%	KO	mantiene →			
	sube ↑	sube	16%	64%	OK	mantiene →			
	bajo ↓	baja	11%	63%	OK	mantiene →			
	sube ↑	sube	7%	38%	KO	mantiene →			
	mantiene →	baja	7%	38%	KO	mantiene →			
	sube ↑	sube	7%	38%	KO	mantiene →			
12	1658	 SOPROLE PAN 125G	Buena	bajo ↓	baja	7%	60%	KO	sube ↑
				sube ↑	sube	5%	40%	KO	sube ↑
				mantiene →	baja	11%	100%	OK	sube ↑
				sube ↑	sube	0%	0%	KO	sube ↑
			Mala	bajo ↓	baja	2%	50%	KO	sube ↑
				sube ↑	sube	2%	50%	KO	sube ↑
				mantiene →	baja	0%	0%	KO	mantiene →
				sube ↑	sube	2%	100%	KO	mantiene →
			Regular	bajo ↓	baja	2%	13%	KO	mantiene →
				sube ↑	sube	2%	88%	OK	mantiene →
				mantiene →	baja	2%	50%	KO	mantiene →
				sube ↑	sube	2%	50%	KO	mantiene →
	bajo ↓	baja	2%	100%	KO	mantiene →			
	sube ↑	sube	2%	100%	KO	mantiene →			
	mantiene →	baja	0%	0%	KO	mantiene →			
	sube ↑	sube	18%	42%	KO	mantiene →			
	bajo ↓	baja	25%	58%	OK	mantiene →			
	sube ↑	sube	0%	0%	KO	mantiene →			
	mantiene →	baja	0%	0%	KO	mantiene →			
	sube ↑	sube	2%	100%	KO	mantiene →			

Fuente: Elaboración propia

N°	SKU	Nombre Producto	EC t-1	AP	EC2 t	Soporte	Confianza	Validez Regla	Acción
13	1659	 SOPROLE PAN 250G	Buena	bajo ↓	baja	9%	80%	OK	mantiene 🟡
				sube ↑	sube	2%	20%	KO	mantiene 🟡
				mantiene 🟡	baja	9%	80%	OK	mantiene 🟡
			Mala	sube ↑	sube	2%	50%	KO	mantiene 🟡
				bajo ↓	baja	2%	33%	KO	sube 🟢
				sube ↑	sube	5%	67%	KO	sube 🟢
			Regular	mantiene 🟡	baja	0%	0%	KO	sube 🟢
				sube ↑	sube	5%	100%	KO	sube 🟢
				bajo ↓	baja	2%	17%	KO	sube 🟢
				mantiene 🟡	sube	11%	83%	OK	sube 🟢
				sube ↑	sube	5%	40%	KO	sube 🟢
				bajo ↓	sube	7%	60%	KO	sube 🟢
14	1664	 ULA 100G	Buena	bajo ↓	baja	0%	0%	KO	bajo ↓
				sube ↑	sube	2%	100%	KO	bajo ↓
				mantiene 🟡	baja	18%	80%	OK	bajo ↓
			Mala	sube ↑	baja	2%	100%	KO	bajo ↓
				bajo ↓	sube	0%	0%	KO	mantiene 🟡
				mantiene 🟡	baja	2%	13%	KO	mantiene 🟡
			Regular	sube ↑	sube	16%	88%	OK	mantiene 🟡
				bajo ↓	baja	0%	0%	KO	mantiene 🟡
				mantiene 🟡	sube	5%	100%	KO	mantiene 🟡
				sube ↑	sube	5%	67%	KO	mantiene 🟡
				bajo ↓	baja	2%	33%	KO	mantiene 🟡
				mantiene 🟡	baja	14%	38%	KO	mantiene 🟡
15	1666	 NEXT PAN 125G	Buena	bajo ↓	baja	2%	33%	KO	sube 🟢
				sube ↑	sube	2%	33%	KO	sube 🟢
				mantiene 🟡	baja	11%	83%	OK	sube 🟢
			Mala	sube ↑	sube	2%	17%	KO	sube 🟢
				bajo ↓	baja	5%	67%	KO	sube 🟢
				mantiene 🟡	baja	2%	33%	KO	mantiene 🟡
			Regular	sube ↑	sube	2%	50%	KO	mantiene 🟡
				bajo ↓	baja	2%	50%	KO	mantiene 🟡
				mantiene 🟡	baja	2%	14%	KO	mantiene 🟡
				sube ↑	sube	14%	86%	OK	mantiene 🟡
				bajo ↓	baja	0%	0%	KO	mantiene 🟡
				mantiene 🟡	sube	5%	100%	KO	mantiene 🟡

Fuente: Elaboración propia

N°	SKU	Nombre Producto	EC t-1	AP	EC2 t	Soporte	Confianza	Validez Regla	Acción			
16	2002	 DORINA 125G	Buena	bajo ↓	baja	2%	50%	KO	bajo ↓			
				sube ↑	sube	2%	50%	KO	bajo ↓			
				mantiene =	baja	9%	100%	OK	bajo ↓			
			Mala	sube ↑	baja	9%	67%	OK	bajo ↓			
				sube ↑	sube	5%	33%	KO	bajo ↓			
				bajo ↓	baja	2%	33%	KO	sube ↑			
			Regular	sube ↑	sube	5%	67%	KO	sube ↑			
				mantiene =	baja	0%	0%	KO	sube ↑			
				mantiene =	sube	7%	100%	KO	sube ↑			
			17	2003	 BONELLA 125G	Buena	sube ↑	baja	2%	20%	KO	sube ↑
							bajo ↓	sube	9%	80%	OK	sube ↑
							mantiene =	baja	2%	25%	KO	sube ↑
Mala	mantiene =	sube				7%	75%	KO	sube ↑			
	sube ↑	baja				0%	0%	KO	sube ↑			
	bajo ↓	sube				7%	75%	KO	sube ↑			
Regular	mantiene =	sube				5%	100%	KO	sube ↑			
	sube ↑	baja				2%	20%	KO	sube ↑			
	sube ↑	sube				9%	80%	OK	sube ↑			
18	7306	 HORNITO PANADERIA BOLSA 1KI	Buena	bajo ↓	baja	11%	63%	OK	sube ↑			
				sube ↑	sube	7%	38%	KO	sube ↑			
				mantiene =	baja	7%	38%	KO	sube ↑			
			Mala	sube ↑	sube	11%	63%	OK	sube ↑			
				bajo ↓	baja	2%	20%	KO	sube ↑			
				sube ↑	sube	9%	80%	OK	sube ↑			
			Regular	bajo ↓	baja	5%	67%	KO	sube ↑			
				mantiene =	sube	2%	33%	KO	sube ↑			
				sube ↑	baja	9%	100%	OK	sube ↑			
			18	7306	 HORNITO PANADERIA BOLSA 1KI	Buena	sube ↑	baja	5%	67%	KO	sube ↑
							bajo ↓	sube	2%	33%	KO	sube ↑
							mantiene =	baja	9%	100%	OK	sube ↑
Mala	sube ↑	sube				0%	0%	KO	sube ↑			
	bajo ↓	baja				7%	60%	KO	sube ↑			
	sube ↑	sube				5%	40%	KO	sube ↑			
Regular	bajo ↓	baja				5%	33%	KO	bajo ↓			
	mantiene =	sube				9%	67%	OK	bajo ↓			
	sube ↑	baja				0%	0%	KO	bajo ↓			
Regular	sube ↑	sube	7%	100%	KO	bajo ↓						
	bajo ↓	baja	5%	40%	KO	mantiene =						
	mantiene =	sube	7%	60%	KO	mantiene =						
Regular	sube ↑	baja	9%	36%	KO	mantiene =						
	mantiene =	sube	16%	64%	OK	mantiene =						
	sube ↑	baja	7%	60%	KO	mantiene =						
Regular	sube ↑	sube	5%	40%	KO	mantiene =						

Fuente: Elaboración propia

N°	SKU	Nombre Producto	EC t-1	AP	EC2 t	Soporte	Confianza	Validez Regla	Acción
19	8145	 SUREÑA DIET POTE 500GR	Buena	bajo ↓	baja	7%	75%	KO	mantiene 🟡
					sube	2%	25%	KO	mantiene 🟡
					baja	7%	100%	KO	mantiene 🟡
				mantiene 🟡	sube	0%	0%	KO	mantiene 🟡
				sube ↑	baja	7%	60%	KO	mantiene 🟡
				sube	5%	40%	KO	mantiene 🟡	
			Mala	bajo ↓	baja	0%	0%	KO	bajo ↓
					sube	9%	100%	OK	bajo ↓
					baja	0%	0%	KO	bajo ↓
				mantiene 🟡	sube	5%	100%	KO	bajo ↓
				sube ↑	baja	5%	40%	KO	bajo ↓
				sube	7%	60%	KO	bajo ↓	
Regular	bajo ↓	baja	0%	0%	KO	mantiene 🟡			
		sube	7%	100%	KO	mantiene 🟡			
		baja	9%	36%	KO	mantiene 🟡			
	mantiene 🟡	sube	16%	64%	OK	mantiene 🟡			
	sube ↑	baja	11%	71%	OK	mantiene 🟡			
	sube	5%	29%	KO	mantiene 🟡				
20	9463	 DORINA C/LECHE POTE 250GR	Buena	bajo ↓	baja	5%	40%	KO	bajo ↓
					sube	7%	60%	KO	bajo ↓
					baja	7%	100%	KO	bajo ↓
				mantiene 🟡	sube	0%	0%	KO	bajo ↓
				sube ↑	baja	9%	100%	OK	bajo ↓
				sube	0%	0%	KO	bajo ↓	
			Mala	bajo ↓	baja	2%	17%	KO	bajo ↓
					sube	11%	83%	OK	bajo ↓
					baja	0%	0%	KO	bajo ↓
				mantiene 🟡	sube	5%	100%	KO	bajo ↓
				sube ↑	baja	2%	33%	KO	bajo ↓
				sube	5%	67%	KO	bajo ↓	
Regular	bajo ↓	baja	9%	80%	OK	mantiene 🟡			
		sube	2%	20%	KO	mantiene 🟡			
		baja	11%	38%	KO	mantiene 🟡			
	mantiene 🟡	sube	18%	62%	OK	mantiene 🟡			
	sube ↑	baja	0%	0%	KO	mantiene 🟡			
	sube	7%	100%	KO	mantiene 🟡				
21	9657	 WINTER 125GR	Buena	bajo ↓	baja	5%	67%	KO	sube ↑
					sube	2%	33%	KO	sube ↑
					baja	11%	83%	OK	sube ↑
				mantiene 🟡	sube	2%	17%	KO	sube ↑
				sube ↑	baja	5%	67%	KO	sube ↑
				sube	2%	33%	KO	sube ↑	
			Mala	bajo ↓	baja	2%	50%	KO	mantiene 🟡
					sube	2%	50%	KO	mantiene 🟡
					baja	0%	0%	KO	mantiene 🟡
				mantiene 🟡	sube	14%	100%	OK	mantiene 🟡
				sube ↑	baja	2%	33%	KO	mantiene 🟡
				sube	5%	67%	KO	mantiene 🟡	
Regular	bajo ↓	baja	7%	75%	KO	mantiene 🟡			
		sube	2%	25%	KO	mantiene 🟡			
		baja	14%	38%	KO	mantiene 🟡			
	mantiene 🟡	sube	23%	63%	OK	mantiene 🟡			
	sube ↑	baja	0%	0%	KO	mantiene 🟡			
	sube	2%	100%	KO	mantiene 🟡				

Fuente: Elaboración propia

N°	SKU	Nombre Producto	EC t-1	AP	EC2 t	Soporte	Confianza	Validez Regla	Acción
22	10165	 DOÑA JUANITA 1KG	Buena	bajo ↓	baja	2%	50%	KO	bajo ↓
				sube ↑	sube	2%	50%	KO	bajo ↓
				mantiene =	baja	9%	100%	OK	bajo ↓
			Mala	sube ↑	sube	0%	0%	KO	bajo ↓
				bajo ↓	baja	9%	67%	OK	bajo ↓
				sube ↑	sube	5%	33%	KO	bajo ↓
			Regular	bajo ↓	sube	2%	14%	KO	bajo ↓
				sube ↑	sube	14%	86%	OK	bajo ↓
				mantiene =	baja	0%	0%	KO	bajo ↓
				bajo ↓	baja	2%	100%	KO	bajo ↓
				sube ↑	sube	2%	33%	KO	bajo ↓
				sube ↑	sube	5%	67%	KO	bajo ↓
Regular	bajo ↓	baja	9%	57%	OK	mantiene =			
	sube ↑	sube	7%	43%	KO	mantiene =			
	mantiene =	baja	7%	30%	KO	mantiene =			
	sube ↑	sube	16%	70%	OK	mantiene =			
			sube ↑	baja	5%	50%	KO	mantiene =	
			sube ↑	sube	5%	50%	KO	mantiene =	

Fuente: Elaboración propia