



**METODOLOGIA PARA LA GENERACIÓN DE PRONÓSTICOS DE LA  
DEMANDA DE CORTO PLAZO DE PRODUCTOS NUEVOS PARA EL SECTOR DE  
CONSUMO MASIVO DE BEBIDAS NO ALCOHOLICAS.**

**AUTOR**

**Ing. FELIPE ARTURO MARTINEZ GRANADOS**

**DIRECTOR**

**Ing. RODRIGO ALBERTO CÁLIZ OSPINO, PhD**

**TRABAJO DE INVESTIGACIÓN PRESENTADO PARA OPTAR POR EL TÍTULO DE  
MAGÍSTER EN INGENIERÍA INDUSTRIAL**

**PONTIFICIA UNIVERSIDAD JAVERIANA  
FACULTAD DE INGENIERÍA  
MAESTRÍA INGENIERÍA INDUSTRIAL  
BOGOTÁ, D.C.  
2018**

## Tabla de contenido

1	Introducción .....	9
1.1	Título de la propuesta .....	9
1.2	Resumen .....	9
1.3	Abstract .....	11
2	Planteamiento del problema.....	12
2.1	Antecedentes .....	12
2.2	Justificación.....	19
2.3	Objetivo general .....	22
2.4	Objetivos específicos.....	22
3	Metodología .....	23
3.1	Estructura metodológica.....	25
3.2	Supuestos del proyecto.....	28
4	Generalidades del sector en estudio.....	29
4.1	Volumen y participación en el mercado.....	30
4.2	Nuevas tendencias del mercado de bebidas no alcohólicas .....	32
5	Segmentación del portafolio .....	34
5.1	Bebidas carbonatadas .....	35
5.2	Bebidas no carbonatadas .....	36
5.2.1	Jugos .....	36
5.2.2	Aguas .....	37
5.2.3	Bebidas té .....	38
5.2.4	Bebidas isotónicas .....	39
5.3	Identificación de productos similares.....	39
5.3.1	Atributos del portafolio .....	39
5.3.2	Preparación de datos.....	40
5.3.2.1	Numerización de datos .....	40
5.3.2.2	Estadística descriptiva y frecuencias .....	41
5.3.2.3	Normalización de las variables.....	42
5.3.3	Elaboración de grupos .....	43
6	Análisis de variables del entorno del negocio.....	47

6.1	Drivers de cadena de abastecimiento .....	47
6.1.1	Análisis descriptivo del fill rate de las marcas.....	48
6.2	Drivers de mercadeo.....	50
6.2.1	Inversión inicial .....	52
6.2.2	Tecnología de producto .....	53
6.2.3	Trade marketing.....	55
6.2.4	Comparación de precio.....	56
6.2.5	Incentivos comerciales .....	58
6.3	Drivers de comercial .....	59
6.3.1	Cobertura por marca .....	60
6.3.2	Ejecución de trade marketing.....	61
6.3.3	Mix de venta .....	62
6.3.4	Tamaño fuerza comercial.....	62
7	Construcción del modelo y elaboración de los pronósticos de la demanda.....	65
7.1	Formulación .....	65
7.2	Análisis factorial .....	66
7.2.1	Análisis de componentes principales.....	66
7.2.1.1	Test de esfericidad de Barlett.....	66
7.2.1.2	Índice KMO (Kaiser – Meyer – Olkin).....	65
7.2.1.3	Resultado de pruebas estadísticas de Barlett y KMO .....	67
7.2.2	Matriz de correlaciones.....	68
7.2.3	Matrices anti - imagen .....	69
7.2.4	Comunalidades.....	70
7.2.5	Matrices de componente y componente cruzado .....	70
7.2.6	Varianza total explicado .....	71
7.2.7	Análisis de resultados de los componentes principales .....	72
7.3	Supuestos estadísticos .....	75
7.3.1	Prueba de autocorrelación de Durbin Watson .....	75
7.3.1.1	Resultado prueba de autocorrelación de Durbin Watson.....	76
7.3.2	Diagnostico de colinealidad.....	76
7.3.2.1	Resultado diagnóstico de colinealidad.....	76
7.3.3	Pruebas de normalidad.....	77

7.3.3.1	Test de Shapiro - Wilk .....	77
7.3.3.2	Prueba de Kolmogorov-Smirnov .....	78
7.3.3.3	Resultado del Test de Shapiro – Wilk y la prueba de Kolmogorov - Smirnov .....	78
7.3.4	Prueba de homogeneidad de varianzas (Levene).....	79
7.3.4.1	Resultados prueba de homogeneidad de varianzas (Levene) .....	80
7.4	Funcionalidad y parametrización del modelo predictivo .....	80
7.4.1	Construcción y alineación de las bases de entrada .....	80
7.4.2	Parámetros de entrada .....	81
8	Medición de las predicciones de los lanzamientos y limitaciones.....	83
8.1	Medidas de desempeño de pronóstico.....	83
8.1.1	MAE (error medio absoluto).....	83
8.1.2	MAPE (error medio absoluto en porcentaje) .....	83
8.1.3	RMSE (raíz del error medio al cuadrado).....	84
8.2	Comparativo por lanzamiento .....	84
8.3	Análisis de resultados .....	85
8.3.1	Análisis de resultados de entrada.....	85
8.3.2	Análisis de resultados de salida .....	87
8.4	Limitaciones principales .....	90
9	Conclusiones.....	92
10	Recomendaciones y trabajos futuros .....	94
11	Referencias Bibliográficas .....	95
Anexos.....		100
Anexo1 Estadística descriptiva y distribución de frecuencias atributos del portafolio .....		100
Anexo2 Gráficos de frecuencias y estadística descriptiva de las variables de entrada.....		107
Anexo 2 Biblioteca.....		115
Anexo 3 Biblioteca .....		117

## Lista de figuras

Figura 1 Mapa mental de la aplicación del modelo Bass.....	17
Figura 2 Secuencia de operaciones de la metodología propuesta.....	27
Figura 3 El Mercado de gaseosas en Latinoamérica.....	31
Figura 4 Panorama del mercado de bebidas light en Colombia.....	32
Figura 5 Clasificación general de bebidas no alcohólicas en Colombia.....	34
Figura 6 Exhibición categoría colas en canal supermercados .....	35
Figura 7 Exhibición categoría sabores en canal supermercados.....	36
Figura 8 Exhibición categoría de jugos en canal supermercados .....	37
Figura 9 Exhibición categoría de aguas en canal supermercados.....	38
Figura 10 Exhibición categoría de té en canal supermercados.....	38
Figura 11 Vista inicial del portafolio numerizado .....	41
Figura 12 Estadística descriptiva atributos .....	42
Figura 13 Distribución de frecuencias variable marca .....	42
Figura 14 Proceso normalización de atributos.....	43
Figura 15 Vista de los atributos normalizados.....	43
Figura 16 Modelo de generación de grupos.....	44
Figura 17 Vista de la segmentación del portafolio .....	45
Figura 18 Estadísticos descriptivos variable fill rate por marca.....	48
Figura 19 Histograma de frecuencias fill rate marca numero 13.....	49
Figura 20 Histograma de frecuencias fill rate marca numero 53.....	49
Figura 21 Grafico de correlación entre venta por marca y fill rate.....	50
Figura 22 Matriz de mercado de producto.....	51
Figura 23 Diagrama de dispersión inversión inicial .....	55
Figura 24 Grafico de correlación entre tamaño de fuerza comercial y venta .....	64
Figura 25 Grafico de componente de espacio rotado.....	73
Figura 26 Grafico de componente de espacio rotado (Segunda corrida).....	75
Figura 27 Parámetros de entrada de la regresión .....	82
Figura 28 Media y desviación estándar del MAPE de las predicciones.....	87
Figura 29 Media MAE y RMSE de las predicciones.....	88

Figura 30 Medidas de desempeño por macro categoría.....	88
Figura 31 Medidas de desempeño por categoría colas y sabores .....	89
Figura 32 Medidas de desempeño empaques familiares y personales.....	89

## Lista de tablas

Tabla 1 Ahorro por mejora de un punto porcentual en la exactitud del pronóstico.....	20
Tabla 2 Tabla Metodológica .....	25
Tabla 3 Ficha de diseño de investigación .....	26
Tabla 4 Ranking consumo de bebidas carbonatadas en Latinoamérica.....	31
Tabla 5 Ejemplo de conformación de grupo.....	46
Tabla 6 Transformación variable inversión inicial .....	53
Tabla 7 Percentiles variable inversión inicial .....	53
Tabla 8 Frecuencias y porcentaje variable inversión inicial .....	53
Tabla 9 Tecnología de producto .....	54
Tabla 10 Frecuencia y porcentaje variable tecnología de producto.....	54
Tabla 11 Transformación variable trade marketing.....	56
Tabla 12 Percentiles variable trade marketing.....	56
Tabla 13 Frecuencia y porcentaje variable trade marketing .....	56
Tabla 14 Transformación variable comparación de precios .....	57
Tabla 15 Percentiles variable comparación de precio .....	57
Tabla 16 Frecuencia y porcentaje variable comparación de precio .....	58
Tabla 17 Transformación variable incentivos.....	58
Tabla 18 Percentiles variable incentivos.....	59
Tabla 19 Frecuencias y porcentaje variable incentivos .....	59
Tabla 20 transformación variable ejecución trade marketing.....	61
Tabla 21 Transformación variable tamaño fuerza comercial .....	63
Tabla 22 Resultados pruebas de Barlett y KMO .....	67
Tabla 23 Matriz de correlaciones variables de entrada.....	68
Tabla 24 Matriz anti-imagen variables de entrada.....	69
Tabla 25 Comunalidades variables de entrada .....	70
Tabla 26 Matriz de componente variables de entrada .....	70
Tabla 27 Matriz de componente rotado variables de entrada .....	71
Tabla 28 Varianza total explicada.....	71
Tabla 29 Matriz varianza total explicada (segunda corrida).....	74
Tabla 30 Matriz de componente rotado (segunda corrida) .....	75

Tabla 31 Prueba Durbin -Watson .....	76
Tabla 32 Diagnostico de colinealidad.....	77
Tabla 33 Pruebas de normalidad.....	78
Tabla 34 Prueba de homogeneidad de varianza (Levene) .....	80
Tabla 35 Vista base de datos principal .....	81
Tabla 36 Comparativo metodología propuesta vs métodos empresariales propios .....	85
Tabla 37 Características de los lanzamientos evaluados .....	85
Tabla 38 Varianza explicada modelo generalizado .....	87



# 1. INTRODUCCIÒN

## 1.1 Título de la propuesta

Metodología para la generación de pronósticos de la demanda de corto plazo de productos nuevos para el sector de consumo masivo de bebidas no alcohólicas.

## 1.2 Resumen

El proyecto tiene como finalidad el diseño de una metodología para la elaboración de los pronósticos de la demanda a nivel operativo de productos terminados nuevos en el mercado, para compañías de consumo masivo de bebidas no alcohólicas. Que permita facilitar el proceso de toma de decisiones a la alta dirección, incrementar las ventas corporativas, aumentar el impacto de la introducción del producto en el mercado y mejorar la gestión de los recursos a lo largo de la cadena de abastecimiento.

Inicialmente, en la metodología se analizaron las principales variables comerciales, logísticas y de mercado que influyen el impacto de la introducción de un producto nuevo en el medio y en la variación de la demanda en el corto plazo. Así mismo, para el desarrollo del proyecto se categorizó y homologó el portafolio del sector de la economía en referencia para identificar productos similares y establecer analogías con el producto nuevo como punto de referencia. De la misma manera, se estructuró el modelo para la elaboración de las predicciones que integre todas las variables explicativas que se identificaron en los análisis de entrada y que influyen los lanzamientos por medio de la técnica de regresión multivariada. Finalmente, estos pronósticos fueron comparados con las predicciones emitidas en su momento por las compañías que lanzaron los productos y evaluados por medio de medidas de desempeño.

El aporte y diferenciación con los métodos encontrados y consultados en la literatura es la estructuración fueron los siguientes:

- Estructuración metodológica para la identificación de las variables de entrada que inciden en el comportamiento de los lanzamientos

- Inclusión desde las perspectivas de logística, comercial y mercado inputs colaborativos para la construcción de los pronósticos.
- Combinación de diferentes técnicas cualitativas y cuantitativas para la generación de pronósticos sin antecedentes en la literatura.

### **1.3 Abstract**

The purpose of the project is to design a methodology for the preparation of demand forecasts at the operational level of finished products to be launched for fast-moving-consumer-goods companies in the non-alcoholic beverages industry. The main goals are to facilitate the process of decision making to senior management, increase corporate sales, increase the impact of the introduction of the product in the market and improve resources management along the supply chain.

Initially, the methodology will analyze the main commercial, logistics and market variables that influence the demand realized by a new product in the market and its behavior in the short term. Likewise, for the development of the project, the portfolio of the sector will be categorized and homologated to identify similar products and establish analogies with the new product as a point of reference. In the same way, the model to build demand predictions will be structured so that it integrates all the explanatory variables that are identified in the input analysis and influence the product launch through a multivariate regression model. Finally, these forecasts will be compared with the predictions issued at the time by the companies that launched the products.

The contribution of this work relies on putting together a novel methodology for Colombia's industry that identifies input variables from different dimensions in the reference market influencing the impact of the new product in the market as well as the sequence of activities that methodologically integrate the generation of demand forecasts, obtaining improvements in the decrease of the average error of 52.8% in comparison with the methods used by the companies.

## **2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA**

### **2.1 Antecedentes**

La revisión bibliográfica está compuesta de los conceptos generales del proyecto iniciando por la definición de planeación de la demanda y el rol que cumple en el ámbito industrial. Así mismo, se revisan aplicaciones específicamente en sectores dinámicos de la economía como el consumo masivo y el retail. Posteriormente se define el concepto de pronóstico de la demanda en lo concerniente su construcción, utilización y los retos que se visualizan tanto para el presente como en el futuro. Finalmente, se realiza una verificación de las metodologías utilizadas hasta el momento por diferentes autores y diversas compañías tanto en el aspecto industrial como en el académico para la elaboración de pronósticos de la demanda a nivel operativo de productos nuevos.

### **Planeación de la Demanda**

El proceso de planeación de la demanda, según (Ramanathan, 2012), se define como la base de la construcción estratégica de toda la cadena de abastecimiento de una compañía, según el nivel de incertidumbre del portafolio de los artículos producidos o comercializados por cada empresa. Desde la perspectiva logística, se concibe como el fundamento de toda actividad de planificación de la cadena de suministro de una compañía siendo el primer eslabón determinante en la eficacia de las operaciones de manufactura y logística (Chen & Blue, 2010). Estratégicamente el proceso de planeación de la demanda cumple un rol determinante dentro de una organización dedicada al consumo masivo, y según (Raghunathan, 1999), los beneficios del proceso de planificación de la demanda en el incremento de la productividad en toda la cadena de suministro y lo resalta como uno de los factores principales en la reducción de costos en términos logísticos y de manufactura en un sistema productivo.

En la literatura también encontramos el punto de vista de la inteligencia de mercados que la define como el proceso de recolección, transformación y generación de información relevante para la alineación y cumplimiento de objetivos corporativos en términos de ventas, rentabilidad y

participación en el mercado (Zepeda, 2012). Respecto al enfoque analítico, se conceptualiza como la predicción de la cantidad en unidades de un producto que se comercializara en una zona geográfica específica en un horizonte de tiempo determinado (Hill, 1999).

### ***Planeación de la demanda en el sector de consumo masivo***

En los países industrializados, las compañías entienden el proceso de planeación de la demanda como uno de los principales factores de éxito de negocio y de incremento de productividad (Hübner, Kuhn, & Sternbeck, 2013), no solo en la producción de bienes sino también en el de servicios. Desde una perspectiva imparcial, se puede visualizar estratégicamente el negocio en distintos horizontes de tiempo (Cardoso, Oliveira, Barbosa & Nickel, 2012).

En Colombia, el proceso planeación de la demanda presenta oportunidades en la parte conceptual y metodológica, según un estudio adelantado por Proexport, GS1 Colombia y la fundación Logyca en 578 empresas Colombianas. De acuerdo a este estudio, el 60% de las compañías no tienen claro el concepto de “demanda” y lo definen como una información de utilización de un producto en el medio, desconociendo su componente predictivo principal. En este estudio también se evidencian debilidades en las empresas Colombianas en factores de planeación desde varias perspectivas, no solo en lo concerniente a la demanda sino también en todos los procesos de logística de entrada (Abdul, Gómez & Fernández, 2011). Por otro lado, únicamente el 23% de las empresas muestran alineación entre sus procesos de planeación de la demanda, planeación de la producción y planeación de la cadena de suministro (GS1, Logyca y Proexport, 2009).

En sectores como el de consumo masivo, la gestión de planeación de la demanda comprende un conjunto de elementos aplicados y medibles desde diferentes puntos de vista y que se deben integrar en la cadena de valor del negocio como la elaboración de los pronósticos de la demanda para los horizontes de planeación de largo, mediano y corto plazo. Estos elementos y análisis incrementan la visibilidad en toda la cadena siendo determinante en el incremento de la productividad en cada eslabón de la cadena de abastecimiento (Edenfield, 2014).

### **Pronósticos de la Demanda**

Según (Maaß, Spruit, y de Waal, 2014), los pronósticos de la demanda son la predicción de las ventas a nivel SKU (Stock-Keeping-Unit), para cada centro de distribución u outlet en el caso de cada compañía y sector de la economía. En otras definiciones se refiere al cálculo de la probabilidad de un valor en el futuro basado en la suposición de la mayoría de los métodos de pronósticos que son los patrones y comportamientos del producto en el pasado (históricos) y que se repetirán en el futuro con cierta similitud (Aksoy, Öztürk, y Sucky, 2014). (Christopher, 2004) describe la generación o elaboración de los pronósticos de la demanda como un problema de alto nivel de incertidumbre, alta volatilidad y variabilidad en los patrones de compras (Christopher, 2004). Por otro lado, y aterrizando el concepto al sector de consumo masivo y específicamente al negocio de las bebidas no alcohólicas, la generación de pronósticos a nivel táctico y operativo de cada categoría es esencial para la elaboración de los planes de marketing anuales de la mayoría de las compañías de este tipo (Chin-Tsai y Pi-Fang, 2002). Igualmente, mencionan que la exactitud y la rapidez de las ventas en este sector incrementan la complejidad en la construcción de las predicciones.

### ***Retos de los pronósticos de la demanda y predicción de productos nuevos***

(Goodwin, Meeran, & Dyussekeneva, 2014) sugieren la predicción fiable de productos en lanzamiento como uno de los principales retos del proceso de planeación y la elaboración de los pronósticos de la demanda y lo califican como una tarea compleja y desafiante al trabajar sin series de tiempo y/o históricos. Para el sector de consumo masivo el reto es aún mayor pues según (Bower, P., 2013), los patrones de utilización de este tipo de productos son muy variables y pueden cambiar dependiendo de las tendencias del momento en términos culturales, ambientales, económicos e inclusive de las preferencias artísticas del instante. En la misma línea, (Adams, M., 2004) cita un estudio estadístico de la asociación del desarrollo y gestión de productos en Estados Unidos que indica que el 49% de los productos introducidos en el sector de consumo masivo fracasan en el corto plazo. Las expectativas iniciales del nuevo producto son altas generando un sesgo en los pronósticos e incrementando la probabilidad de error en las predicciones.

Según (Ozer, M, 2011), el desarrollo de nuevos productos envuelve decisiones críticas como la evaluación y la viabilidad en el mercado. Sin embargo, en ausencia de datos históricos las

compañías elaboran sus predicciones basadas en encuestas o estudios empíricos con resultados comúnmente malos afectando la calidad del proceso de toma de decisiones. Y es la ausencia de históricos que genera que las primeras etapas de un nuevo producto sean críticas e impidan el desarrollo de modelos cuantitativos adecuados para la construcción de las predicciones, teniendo como consecuencia que estos productos sean pronosticados por juicios de la gerencia con resultados poco asertivos en términos de exactitud (Bolton, 2003).

### ***Modelos de predicción de la demanda de productos nuevos***

Desde hace varias décadas algunos autores han realizado clasificaciones sobre los métodos de pronóstico para productos en lanzamiento como la referenciada por (Assmus, G., 1984), que los clasifica en tres categorías:

- Juicios de la gerencia,
- Análisis y retroalimentación de clientes potenciales, y
- Modelos formales (matemáticos), basados en productos análogos.

En otras clasificaciones más recientes, (Goodwin, P., Meeran, S., & Dyussekeneva, K., 2014) condicionan las pruebas de marketing revisando el medio donde se va a desenvolver el producto y las variables principales que pueden afectar su funcionamiento en el mercado desde la perspectiva de marketing. A continuación, se realizará una reseña y ampliación de cada uno de los métodos según las clasificaciones y diferentes autores:

### ***Juicio de expertos y métodos por analogía***

El juicio de expertos es una de las alternativas para la generación de pronósticos de manera cualitativa. Según (Jain & Chen, 1992), es necesario un grupo de personas que tengan la experiencia y el conocimiento para analizar el proceso a planear y que encarrilen la construcción del pronóstico estableciendo los patrones del mercado (Chen, 2011). Sin embargo, se afirma que

este método toma relevancia cuando complementa un método cuantitativo y no se recomienda utilizar como único método para pronosticar (Jain & Chen, 1992).

En la literatura también pueden encontrarse método de predicción de la demanda de nuevos productos por medio de técnicas de analogía o de productos similares. Según (Pandey, P., Kumar, S & Shrivastava, S,2014), este tipo de técnicas buscan identificar variables análogas en productos que existieron en el pasado y de esta manera construir una base para la generación de los pronósticos. Estas características a analizar deben venir de expertos quienes deben tener un amplio conocimiento del medio y del negocio para enrutarse el método de una manera adecuada. Por otro lado, en el aspecto de tendencias y comportamientos pasados es posible encontrar similitudes en distintas variables específicas donde se ejecutó un lanzamiento de otro producto sin ser necesariamente un producto similar. El canal de distribución donde se realizó el lanzamiento, el nicho del mercado o la estrategia promocional utilizada en ese momento pueden ser características que enriquezcan la construcción del pronóstico del producto nuevo (Bulger, 2012).

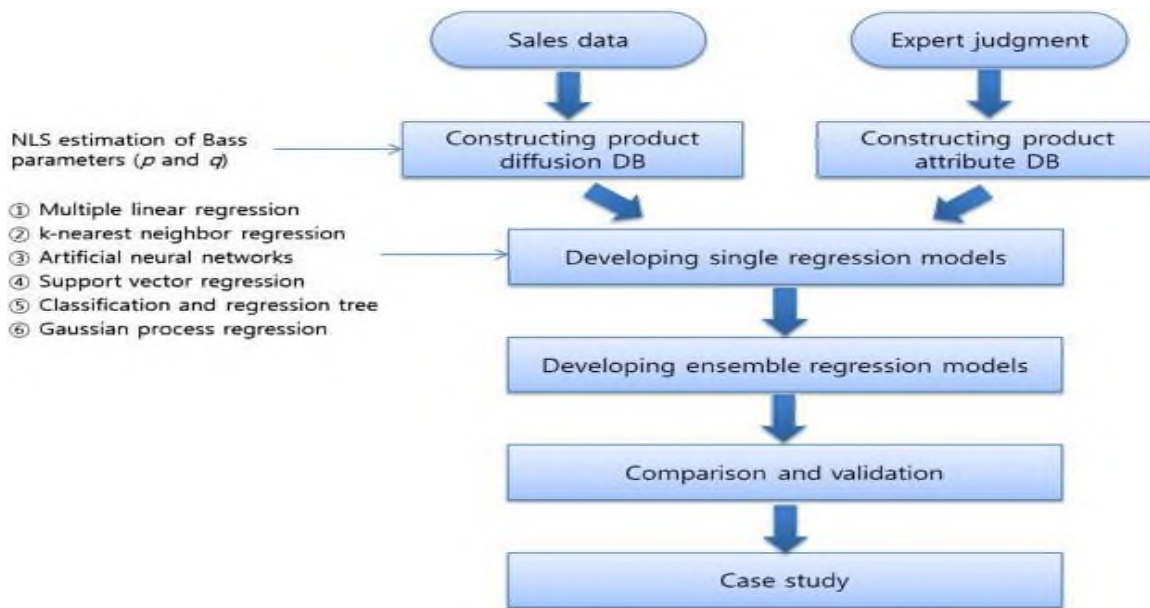
Para (Lapide, L, 2010) los modelos de prueba y repetición son recomendados para la generación de pronósticos de productos nuevos ya que se basan en la cuantificación de los consumidores que puedan llegar a probar el producto y posteriormente realizar una recompra, todo esto soportado bajo un estudio de las 4P del mercado (Precio, producto, plaza y promoción) y adicionalmente la capacidad de la cadena de abastecimiento en lograr llegar y mantener inventarios en los puntos de consumo de manera sostenible. Sin embargo, dicho modelo no cuenta con una base cualitativa clara que permita definir la generación de las predicciones por medio de variables de entrada desde diferentes puntos de vista.

### ***Modelos matemáticos y analíticos formales***

Desde el punto de vista estadístico, (Lee, H., Kim, S. G., Park, H., & Kang, P., 2014) presentan una aplicación de predicción de la demanda de productos nuevos por medio del modelo Bass. En esta metodología los autores plantean un componente cualitativo en la parte inicial para la construcción de los atributos del producto a lanzar que debe ser gestionado por expertos y la recopilación de ejemplos del mundo real. En los siguientes pasos se busca escoger el algoritmo



apropiado para el caso definiendo las tareas de aprendizaje así como los criterios de rendimiento y finalmente se busca que los algoritmos se optimicen a partir de los conjuntos de entrenamiento y prueba para la escogencia del mejor modelo. A continuación se presenta el mapa metodológico de la aplicación:



**Figura 1: Mapa mental de la aplicación del modelo Bass**  
**Fuente: (Lee, H., Kim, S. G., Park, H., & Kang, P., 2014)**

En otras aplicaciones del modelo Bass en pronósticos de la demanda, se puede referenciar la de (Radojicic, Bakmaz & Markovic, 2011) en el sector de servicios de internet y la inclusión de nuevos servicios, destacando el potencial de incluir factores endógenos y exógenos del mercado en la modelación del factor innovador.

Para el mercado colombiano, es posible encontrar aplicaciones como la de (Sarmiento, Alfonso & Soto, 2014), que utiliza un modelo basado en conceptos de optimización para predicciones de productos nuevos y su experimentación se da en el sector de consumo masivo. El procedimiento inicial está establecido con productos similares y un factor que mide la analogía con otros productos mientras que la parte cuantitativa se realiza con redes neuronales. Los resultados obtenidos y cuantificados por la medida de desempeño MAPE (mean absolute percentage error). En la mayoría de los casos el valor del MAPE es inferior al obtenido mediante método utilizado por las compañías, con un valor promedio de 3,9% de mejoramiento por producto pronosticado.

### ***Evaluación y validación***

Según (Hyndman, y Koehler, 2006), el RMSE, MAPE y MAE son las medidas que mejor se ajustan y con mayor frecuencia de utilización en el medio industrial como en el académico. son Dichas medidas poseen alta (RMSE) y baja sensibilidad (MAPE y MAE) a los outliers para contrastar y facilitar la interpretación, así mismo permiten establecer comparaciones cuantitativas claras y emitir los respectivos juicios cualitativos correspondientes.

## 2.2 Justificación

En el sector de consumo masivo el lanzamiento y reinversión del portafolio de productos terminados es una de las actividades críticas y determinantes para el crecimiento y supervivencia de las organizaciones (Cruz, M. L., & Castro, R. P., 2013). De los productos introducidos al mercado se estima que el 80% fracasa en los primeros seis meses por diversos motivos (Osorio, 2010). En el desarrollo de su modelo de innovación y aprendizaje resalta los procesos de planificación como uno de los factores de éxito para la creación de nuevos productos y afirma que si no se planifica de manera adecuada la innovación el porcentaje de fracaso es significativo.

En esta dirección, las organizaciones reconocen cada vez más la necesidad de estructurar procesos de planificación más eficientes y para sectores como el retail o el consumo masivo en donde su portafolio es volátil y cambiante, la generación de nuevos productos surge como una necesidad no solo para la reducción de costos a lo largo de la cadena de abastecimiento sino también para el incremento sostenible de las ventas del nuevo portafolio. Según un estudio realizado en la multinacional Zara por (Garro, A., 2011), la proyección en el incremento de las ventas de los nuevos productos posterior al diseño e implementación de métodos para la generación de pronósticos para los lanzamientos puede representar el 12%, que traducido a los niveles de ventas de las grandes compañías de consumo masivo o retail corresponde miles de millones de pesos por año.

Es razonable considerar que el impacto de la baja exactitud en los pronósticos de la demanda es traducible en altos sobrecostos a lo largo de cada eslabón de la cadena de abastecimiento de una compañía de consumo masivo (Venkatesh, K., Ravi, V., Prinzie, A., & Van, d. P., 2014). En este sentido, el costo de sobreestimar/subestimar los pronósticos de la demanda de productos de alta rotación puede ser muy alto (Spaho & Sala, 2016) e impactar de manera negativa el nivel de servicio por incumplimientos a los clientes o la merma de producto por obsolescencia de las existencias en bodega en el caso de productos perecederos. Este costo es evidentemente mayor para los productos nuevos pues su nivel de incertidumbre es mucho mayor, lo que se traduce en que la exactitud promedio en estos pronósticos es más baja que la de los productos que ya cuentan con un histórico y un recorrido en el mercado. En este aspecto, según un estudio realizado por

(Jain, 2011) en cuatro compañías estadounidenses de diferentes sectores de la economía, el error en el pronóstico de la demanda representado en puntos porcentuales y cuantificado en millones de dólares se evidencia como una gran oportunidad de ahorro en el desarrollo del proceso de planeación y la estructuración de la generación de pronósticos de la demanda, mostrando cifras importantes si se hubiera incrementado en un punto porcentual la precisión en los pronósticos de estas empresas.

Compañía	Tamaño de la compañía (mil de \$)	Ahorros resultantes de reducir un punto en el error por la subestimación de la demanda (mil. \$)	Ahorros resultantes de reducir un punto en el error por la sobrestimación de la demanda en (mil. \$)
1	\$ 900	1,2	0,9
2	\$ 3.000	5,1	2,6
3	\$ 2.700	0,4	0,4
4	\$ 2.400	7,6	9,4

**Tabla 1 Ahorro por mejora de un punto porcentual en la exactitud del pronóstico**

**Fuente: Jain, C. L. (2011).**

Por lo tanto, la estructuración de una metodología integral que abarque desde una perspectiva de 360 grados el negocio para la predicción de la demanda de productos nuevos en el corto plazo, se convierte en una necesidad latente para cualquier compañía de consumo masivo de bebidas no alcohólicas debido a la constante variación de sus portafolios como medio de supervivencia o de crecimiento, la maximización del impacto del lanzamiento en el mercado y el incremento de las ventas corporativas (Garro, 2011). En el aspecto logístico y de manufactura, se busca reducir los costos en sus procesos y el mejoramiento de los flujos de la cadena de abastecimiento en cada uno de sus eslabones (Nakano, M, & Oji, N, 2012).

Finalmente, es posible mencionar que existen dos grandes oportunidades encontradas a partir de la revisión de los modelos encontrados en la literatura, para la generación de pronósticos de la demanda de productos nuevos y que dan pie a la contribución metodológica del proyecto. Estas oportunidades son:

- Los métodos revisados en la literatura en su mayoría se centran en una gestión unidireccional, entendido este concepto como la visión desde un solo sentido de la generación del pronóstico de un producto nuevo sin considerar los demás actores

influyentes en los lanzamientos. En este aspecto, si el modelo tiene un enfoque logístico no se tienen en cuenta factores del mercado y del entorno comercial o viceversa, lo que evidentemente genera un sesgo en la elaboración de la predicciones de la demanda y la efectividad de los pronósticos.

- En los modelos revisados en la literatura no se especifica con claridad la procedencia de los datos o variables de entrada para la aplicación de las técnicas o herramientas para la construcción de las predicciones, y en ocasiones, no se encuentra una argumentación del por qué se incluye o se descarta una variable en la modelación, generando desconexiones entre las actividades metodológicas y dificultades en una posible implementación.

En línea con el enfoque de profundización en logística de la maestría en ingeniería industrial de la Pontificia Universidad Javeriana, el aporte de la metodología para la generación de pronósticos de corto plazo de productos nuevos para el sector de consumo masivo de bebidas no alcohólicas en este tipo de compañías, se ve reflejado en el diseño y construcción de un método sistemático sin antecedentes en la literatura, que permite predecir la demanda de los primeros 18 días de un producto nuevo desde diferentes enfoques y puntos de vista, eliminando los sesgos que se puedan presentar durante el proceso y estableciendo unos pronósticos de la demanda más consistentes y cercanos a la realidad. Este enfoque debería permitir a las empresas de este sector mejorar los flujos de cada uno de los eslabones de la cadena de abastecimiento y por consiguiente lograr ahorros significativos en costos logísticos impactando de manera positiva el nivel de servicio ante los clientes para este tipo de productos.

### **2.3 Objetivo General**

Diseñar una metodología para la generación de pronósticos de la demanda de corto plazo de productos nuevos para compañías de consumo masivo de bebidas no alcohólicas, mediante el análisis de las principales variables cualitativas y cuantitativas del entorno comercial, logístico y de marketing del negocio en estudio y la aplicación de herramientas matemáticas y analíticas.

### **2.4 Objetivos Específicos**

- Categorizar y homologar el portafolio de productos terminados de las compañías de consumo masivo de bebidas no alcohólicas por medio de segmentación para la identificación de productos similares.
- Determinar las principales variables a nivel comercial, logístico y de marketing que influyen el impacto de un lanzamiento en el sector de consumo masivo de bebidas no alcohólicas en el corto plazo.
- Elaborar los pronósticos de la demanda de los productos nuevos de acuerdo a las variables y los productos análogos establecidos por medio del método de regresión multivariada por pasos y hacia atrás.
- Evaluar por medio de las principales medidas de desempeño a nivel empresarial y académico el rendimiento de la exactitud del pronóstico de la demanda de los productos nuevos.

### 3. METODOLOGIA

El propósito de este trabajo es el diseño de una metodología para la generación de pronósticos de la demanda de corto plazo de productos nuevos para el sector de consumo masivo de bebidas no alcohólicas, a partir del análisis de las variables logísticas, comerciales y de marketing del entorno. Una vez planteados los objetivos del trabajo, y verificado ampliamente los antecedentes en términos conceptuales y metodológicos, en el presente capítulo se expone de manera secuencial y estructurada la metodología propuesta con aplicación en el medio colombiano.

Con referencia de los objetivos propuestos, la metodología se ejecutó de la siguiente manera:

1. Se realizó una ampliación literaria, inicialmente del sector de la economía en estudio, en donde se puede observar el panorama y comportamiento actual de este mercado en Colombia, así como las tendencias que empiezan a marcar el futuro de las bebidas no alcohólicas en el medio.
2. Con base en la propuesta inicial, se establecieron actividades para la recolección de la información, en línea con las necesidades de operatividad y prueba de la metodología propuesta.
3. La categorización del portafolio se elaboró a partir de la segmentación y clasificación de los productos, según sus características y rol en el mercado. Igualmente se realizó una profundización literaria con la finalidad de explicar cualitativa y cuantitativamente las participaciones y el peso de cada categoría en el medio colombiano.
4. Se ajustó y acondicionó la base de datos del portafolio del sector en estudio, creando la vista minable para la segmentación.
5. Para identificar los productos similares del lanzamiento, se programó un procedimiento de agrupación no supervisado llamado “K-means” (Zahra, Ghazanfar, Khalid, Azam, Naeem & Prugel-Bennett, 2015). que, a partir de los atributos físicos y características de los

empaques, en una base numerizada, incluye el lanzamiento dentro de un grupo de productos con características similares.

6. Las variables de entrada a nivel logístico, comercial y de marketing que inciden en el rendimiento de un lanzamiento fueron establecidas a partir de análisis y entrevistas realizadas a expertos del sector en estudio, de cada una de las perspectivas propuestas y del área de innovación de una de las compañías líderes en el mercado colombiano del negocio de consumo masivo de bebidas no alcohólicas.
7. Se realizó un análisis cualitativo y cuantitativo de las variables de entrada de la metodología, que muestran el comportamiento y las características generales de cada para determinar concordancia con el modelo predictivo escogido.
8. Profundización en la literatura, para la aplicación de la técnica predictiva de regresión lineal multivariada por pasos o hacia atrás a partir de las características de los drivers de la metodología.
9. Se elaboró la vista de ensamble para cada uno de las variables establecidas, de acuerdo con las necesidades del modelo predictivo de regresión lineal multivariado por pasos o hacia atrás.
10. A partir del modelo predictivo, se formulan y calculan los principios estadísticos para cada una de las variables de entrada que garanticen el correcto funcionamiento del mismo.
11. Para la reducción de la cantidad de variables explicativas, se elabora un análisis factorial por el método de componentes principales al modelo generalizado.
12. La organización de la base dinámica con los productos similares se integró con los drivers para cada uno de los componentes y pruebas realizadas.



13. Para los lanzamientos elegidos para realizar las pruebas, se parámetros la metodología con todas las variables de entrada y productos similares para el cálculo de los pronósticos de la demanda.
14. Una vez obtenidos los resultados de las pruebas, se evaluaron las predicciones por medio de las medidas de desempeño elegidas y se compararon con los pronósticos elaborados con las técnicas utilizadas por las principales compañías del sector en estudio.
15. A partir de la estadística descriptiva se realizó el análisis del rendimiento de la metodología propuesta.

### 3.1 Estructura metodológica

Tomando como referencia la secuenciación de los objetivos específicos del proyecto, a continuación, se relacionan los principales métodos utilizados en la Tabla 2 a continuación. Cabe resaltar que inicialmente se consideró utilizar el método Bass para el cálculo de los pronósticos de la demanda. Sin embargo, este no se usó, por su dificultad para integrar los diferentes tipos de variables que componen el análisis de entrada.

Objetivo	Método general
Categorizar y homologar el portafolio de productos terminados de las compañías de consumo masivo de bebidas no alcohólicas por medio de segmentación para la identificación de productos similares.	Método analítico de agrupación no supervisado "k-means".
Determinar las principales variables a nivel comercial, logístico y de marketing que influyen el impacto de un lanzamiento en el sector de consumo masivo de bebidas no alcohólicas en el corto plazo.	Análisis factorial por componentes principales / entrevistas no estructuradas.
Elaborar los pronósticos de la demanda de los productos nuevos de acuerdo a las variables y los productos análogos establecidos por medio del método de regresión multivariada por pasos y hacia atrás.	Regresión multivariada por pasos / hacia atrás.
Evaluar por medio de las principales medidas de desempeño a nivel empresarial y académico el rendimiento de la exactitud del pronóstico de la demanda de los productos nuevos.	Estadística descriptiva / analítica.

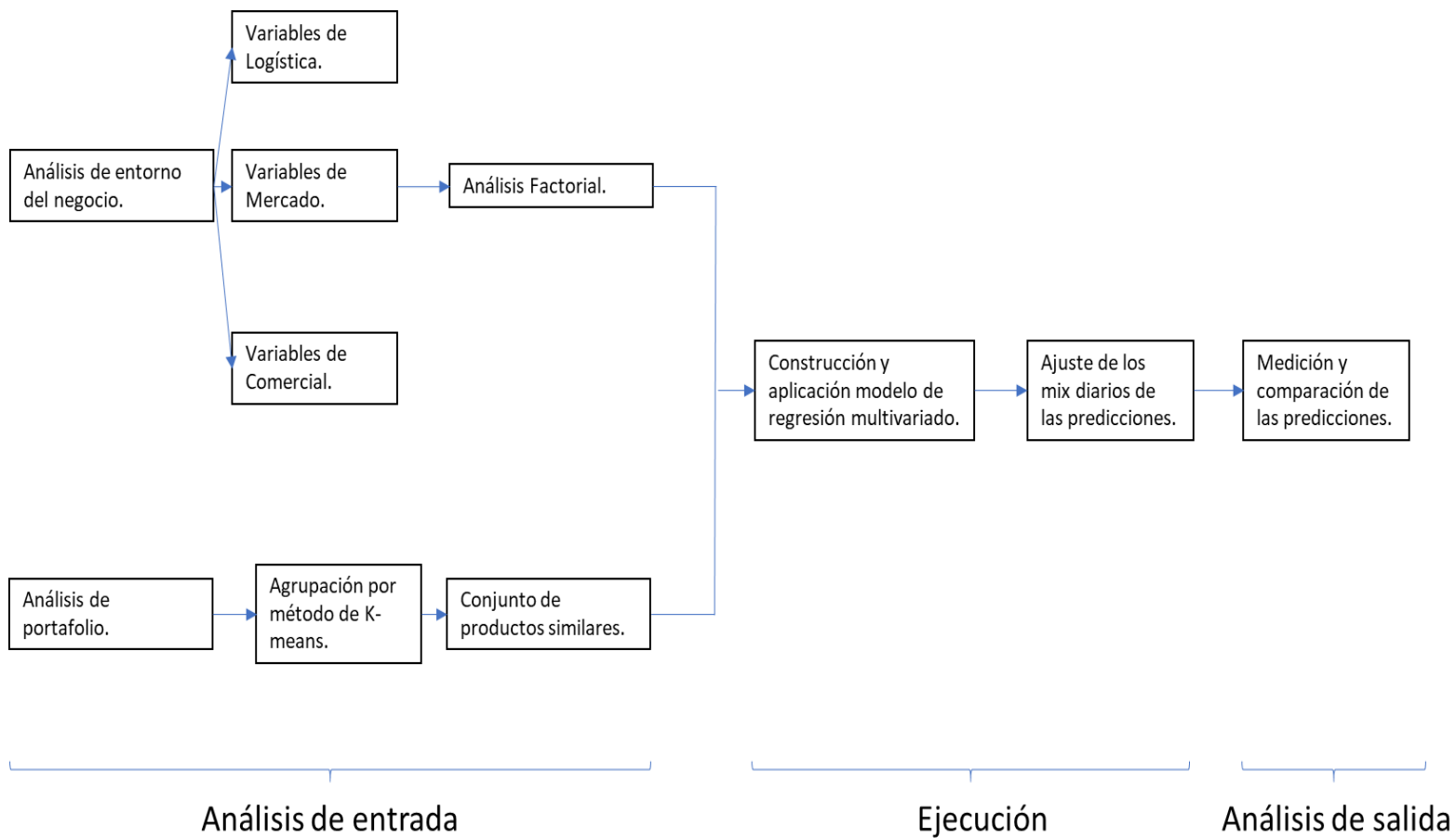
**Tabla 2: Tabla Metodológica.**  
**Fuente: El autor (2018).**

Por otro lado, para observar la metodología del trabajo de profundización de forma más detallada, a continuación se presenta la ficha metodológica del proyecto.

Aspecto	Descripción	Observación
Fenómeno	Pronósticos de la demanda de productos nuevos	Temática del trabajo de grado.
Metodología	Cualitativa - Cuantitativa	Factor diferencial e innovador del proyecto.
Estrategia	Innovación y mejora	Objetivo del trabajo de profundización.
Tipo de investigación	Profundización	Aplicación a una problemática de la industria de consumo masivo en el país.
Muestra	Empresas colombianas	Alcance del proyecto.
Tipo de Muestra	Real	Análisis de lanzamientos reales de empresas líderes. Del mercado.
Unidad de análisis	Sector de consumo masivo de bebidas no alcohólicas en Colombia	Aplicación específica.
Numero de casos	21 lanzamientos iniciales y pruebas en 11	de acuerdo a la disponibilidad de información.
Fuentes de información	<b>Primarias:</b> sistemas de información directa, entrevistas no estructuradas con directivos y gerentes de empresas del sector en estudio en el país. <b>Secundarias:</b> estudios externos del sector y reportes gubernamentales económicos.	Extracción de los sistemas de información de la empresa líder en el mercado, información proporcionada por fuentes vinculadas a empresas del sector y material publicado en revistas científicas y económicas del país.
Herramientas	1. técnicas analíticas de agrupación 2. entrevistas no estructuradas o conversacionales. 3. Estadística descriptiva 4. Análisis factorial y componentes principales 5. regresión multivariada por pasos y hacia atrás	Integración metodológica de las diferentes herramientas, para la construcción de los pronósticos de la demanda.

**Tabla 3: Ficha de diseño de investigación.**

**Fuente: El autor (2018).**



**Figura 2: Secuencia de operaciones de la metodología propuesta**  
**Fuente: El autor (2018).**

### 3.2 Supuestos del proyecto

Para la elaboración del proyecto se tuvieron en cuenta las siguientes premisas:

- Dado que la información correspondiente al portafolio y los lanzamientos es de carácter confidencial y sensible para las compañías, se numerizaron todas las variables sin identificarlas con nombres propios bajo ningún caso.
- Las variables de inversión inicial, inversión en trade marketing que se define como el indicador de cumplimiento de la ejecución de elementos de mercadeo en el punto de venta (Coca Cola Company, 2018) e incentivos comerciales estarán cuantificadas en millones de pesos.
- Los productos nuevos analizados corresponden a lanzamientos entre el 2015 y 2017 de todas las categorías del sector en análisis del país.
- En caso de incumplimiento del principio de normalidad probado con el test de Kolmogorov - Smirnof o Shapiro Wilk de alguna de las variables explicativas, se realizaron transformaciones para su ajuste. En caso de que estas modificaciones incrementen el error en las predicciones, no se realizaron las transformaciones.
- Los lanzamientos fueron analizados para cinco zonas con diferentes características y contrastes del país.
- La demanda de los lanzamientos es equivalente a la venta real y la adición del desabastecimiento presentado en cada periodo de tiempo y para cada zona.

#### 4. GENERALIDADES DEL SECTOR EN ESTUDIO

En Colombia, al igual que en resto del mundo, es posible categorizar la industria de elementos de primera necesidad para el ser humano, como productos de consumo masivo, por su naturaleza de ser bienes de necesidad vital que son consumidos por toda la población sin importar su estratificación social. Como principales ejemplos es posible mencionar los alimentos de la canasta familiar, las bebidas y los elementos de aseo personal (ANDI, 2014). El sector de consumo masivo se caracteriza por su alto nivel de dinamismo y variabilidad, debido a los constantes cambios en las preferencias de los consumidores y al volumen de la competencia empresarial, factores como el precio, la disponibilidad en los puntos de venta y la variedad en el portafolio juegan un rol importante en este tipo de mercado (Martínez C, 2016).

En el ámbito industrial, las compañías que se dedican a la fabricación y comercialización de productos de consumo masivo enfrentan grandes retos a nivel logístico debido a los cambios demográficos de consumo, la confluencia tecnológica y la incertidumbre económica a nivel mundial (Deloitte, 2017). Esta dinámica les exige a las empresas, flexibilizar su cadena de abastecimiento en un alto nivel para dar respuesta de la mejor manera a este tipo de cambios, manteniendo un equilibrio con el costo, en cada uno de los eslabones de gestión (Gatorna, 2009). La velocidad y la amplitud de este sector también requieren garantizar proporcionalmente un nivel de servicio al cliente adecuado que apalanque de manera sostenible el portafolio de productos en el mercado y su disponibilidad en el punto de venta. Y al igual que en los procesos de planificación de cadena de abastecimiento, la labor del equipo de logística en estas compañías, es garantizar un nivel de servicio acorde a las necesidades, al menor costo posible. (Pau i Cos, 2001).

En Colombia, específicamente en el sector de consumo masivo de bebidas no alcohólicas, la tendencia de ventas de los últimos años ha sido muy variable, debido a la inestabilidad económica que afronta el país en la actualidad, y que se ve reflejada en la disminución del gasto en los hogares (El Tiempo, 2017). Por otro lado, las preferencias de los consumidores también vienen presentando cambios importantes con una fuerte influencia de los productos saludables “Light”, con bajos contenidos calóricos, con sabores agradables y que ofrezcan conveniencia haciendo referencia a variedad en el portafolio y disponibilidad en el mercado por medio de la cobertura.

Este mercado de bebidas no alcohólicas atiende cerca de 47 millones de colombianos en aproximadamente 400.000 establecimientos comerciales (El Herald, 2015). En el área de la innovación, se calcula que durante el 2015 se efectuaron más de 1000 lanzamientos en el sector de bebidas no alcohólicas de los cuales el 80% obedecieron a extensión del portafolio en sabores y categorías, se estima que únicamente el 7% de estas innovaciones fueron exitosas generando incrementales importantes en las ventas de estas compañías, (Dinero, 2015).

#### **4.1 Volumen y Participación en el mercado colombiano**

El 64% de las bebidas no alcohólicas vendidas en el mercado colombiano son gaseosas (El Herald, 2015), convirtiéndose esta, en la principal categoría de bebidas no alcohólicas del país. Este segmento representa más de 28.500 millones de dólares al año en ventas a nivel latinoamericano, de los cuales se calcula que Colombia aporta 2.008 millones de dólares, un equivalente al 7,05% de las ventas de la región. Por otro lado, desde el punto de vista del volumen, se estima que al año se consumen 37,8 millones de litros en Latinoamérica, de los que Colombia contribuye con 2,27 millones de litros, equivalentes a 6,13% del consumo de la región (Euromonitor, 2016).

La participación en el mercado colombiano es ampliamente dominada por dos actores principales de la industria (Coca-Cola Femsa y Postobón), con una participación en el mercado ponderado superior al 82% en el acumulado de todas las categorías. En tercer lugar aparece Big Cola del grupo Aje con una estrategia de precios bajos, apalancada en la reducción de los costos de producción. El porcentaje restante se encuentra repartido entre las diferentes marcas regionales que operan en el país (La Republica, 2015).



**Figura 3 El mercado de gaseosas en Latinoamérica**  
Fuente: (Euromonitor internacional Ltd, 2016)

Respecto al consumo per cápita de gaseosas, en Latinoamérica es posible encontrar varios de los mayores consumidores a nivel mundial, con tasas bastante altas como Argentina, Chile y México. En el caso de Colombia, su ubicación en el ranking latinoamericano está en el décimo lugar, con un consumo de 66,5 litros por persona al año. (Dinero, 2014)

Bebidas carbonatadas (gaseosas)	
País	Consumo per cápita 2013 (Litros)
1. Argentina	144,8
2. México	142,0
3. Chile	138,6
4. Uruguay	115,9
5. Bolivia	87,2
6. Guatemala	82,9
7. Brasil	80,8
8. República Dominicana	69,0
9. Costa Rica	68,9
<b>10. Colombia</b>	<b>66,5</b>
11. Ecuador	63,8
12. Venezuela	62,6
13. Perú	54,9

**Tabla 4 Ranking consumo de bebidas carbonatadas en Latinoamérica**  
Fuente: (Dinero, 2014)

En la actualidad, el negocio presenta fuertes variaciones tanto positivas como negativas que buscan impactar el consumo per cápita por persona, externalidades como la amenaza del impuesto al azúcar que viene evaluando el gobierno nacional, con una equivalencia de 300 pesos por litro, generarían evidentemente un desincentivo al consumo importante, específicamente a las

poblaciones de nivel socioeconómico bajo y medio. Por otro lado, las fuertes estrategias de marketing representadas en incentivos a todo nivel para detallistas y consumidores finales buscan incrementar el consumo por persona como fuente de crecimiento sostenible para la industria en el mediano y largo plazo.

#### 4.2 Nuevas tendencias del mercado de bebidas no alcohólicas.

Las tendencias de consumo al igual que en el mercado vienen teniendo cambios importantes en el país. Las nuevas inclinaciones hacia productos más saludables cada vez toman mayor fuerza, y los consumidores se detienen a observar con mayor frecuencia la composición de los productos y si estos de alguna manera tienen afectaciones en el organismo (La Republica, 2016). Los productos azucarados son estrechamente relacionados con problemas de obesidad por parte de los entes gubernamentales del país. Por otro lado, la alta probabilidad de la creación del impuesto a la bebidas azucaradas ha obligado a la industria a redireccionar su estrategia hacia estos nuevos segmentos y de alguna manera mitigar el impacto en sus ventas por la muy probable puesta a punto de este impuesto. En este aspecto, las categorías como aguas, jugos e isotónicos y la transformación del portafolio de bebidas carbonatadas originales en productos con cero o poca azúcar (Light), toman mayor relevancia en este sector y evidencian una tendencia marcadamente creciente en los últimos años. La distribución del mercado actual de este creciente e importante segmento se puede observar en la siguiente figura.



**Figura 4 Panorama del mercado de bebidas light en Colombia**  
 Fuente: (La Republica, 2016)



El mercado de bebidas Light es ampliamente dominado por Coca-Cola Femsa con un 58% de la participación en el mercado ponderada de todas estas categorías, seguido por Postobón y Quala. La generalidad del sector muestra un dinamismo importante y que seguramente seguirá cambiando, no solo en el segmento de las bebidas light si no en todo el sector de bebidas no alcohólicas en el país.

## 5. SEGMENTACIÓN DE PORTAFOLIO

La gestión del portafolio de producto terminado es uno de los eslabones estratégicos más importantes para la sostenibilidad organizacional de cualquier empresa de consumo masivo en el mundo (Cruz, M. L., & Castro, R. P., 2013). Específicamente en el segmento de bebidas no alcohólicas, dicha gestión cumple un rol fundamental en el mercado, de cara a lo que se muestra al cliente final por medio de la innovación y de las marcas. Por otro lado, las tendencias de consumo empiezan a tomar diferentes direcciones y las variables como el precio y la cobertura ganan mayor relevancia para los consumidores. La variedad en tamaños y en los sabores buscan consolidar los diferentes productos y satisfacer las preferencias cambiantes de los clientes. (La Republica, 2015).

En Colombia es posible clasificar el portafolio de bebidas no alcohólicas en dos grandes categorías (Carbonatadas y no carbonatadas). Las bebidas carbonatadas son aquellas que contienen dióxido de carbono en su composición y que en el lenguaje cotidiano se conocen como gaseosas. Por otro lado, las bebidas no carbonatadas son aquellas bebidas que en su composición no cuentan con dióxido de carbono o cuentan con un nivel muy bajo de este componente. Según el Diario el Herald, el 64% de las bebidas no alcohólicas vendidas en el país son carbonatadas y el restante 36% son bebidas no carbonatadas (El Herald, 2015). La Figura 5 a continuación muestra en mayor detalle qué tipo de bebidas pueden ser clasificadas en cada una de estas dos categorías.



**Figura 5** Clasificación general de bebidas no alcohólicas en Colombia  
Fuente: (Autor)

## 5.1 Bebidas carbonatadas

Las bebidas carbonatadas o gaseosas también se clasifican en dos grandes subgrupos (Colas y Sabores). La cola es un sabor originario en los Estados Unidos, específicamente en la farmacia Jacobs sobre el año 1886 y que se hizo famosa con la creación de la marca Coca-Cola (Coca Cola, 2011). Respecto la sensación que genera en el paladar es difícilmente descriptible, pues no se asemeja al sabor de ningún fruto de la naturaleza. Por otro lado, en la clasificación de los sabores, se encuentran todas aquellas variantes de gaseosas aparte de las Colas. Esta categorización se genera a partir de la participación comparativa entre las bebidas colas y las demás variantes de gaseosa, el cual está muy inclinado para el lado de las colas con una posición en el mercado de los carbonatados de más del 60% (El Heraldo, 2015). Las marcas más representativas a nivel nacional de esta categoría son en su orden Coca-Cola, Pepsi Cola y Big Cola, y por el lado de los sabores están Quatro Toronja, Sprite, Fanta producidos por Coca Cola Femsa y Manzana Postobón, Seven Up y Canada Dry, producidas por Postobón S.A. en Colombia, las Figuras 6 y 7 a continuación muestran las exhibiciones más comunes de bebidas carbonatadas en tiendas de barrio y en supermercados, que son los dos canales de venta más representativos en el mercado.



**Figura 6 Exhibición categoría colas en canal supermercados**  
**Fuente: (Cencosud, 2018)**



**Figura 7 Exhibición categoría de sabores en canal supermercados**  
**Fuente: (Cencosud, 2018)**

## **5.2 Bebidas no carbonatadas**

En la clasificación de este tipo de bebidas no alcohólicas, es posible encontrar varias sub-categorías que buscan satisfacer diferentes tipos de consumidores y encontrar variantes para los no consumidores de bebidas carbonatadas. En este segmento podemos encontrar variantes como los té, jugos, bebidas isotónicas y agua embotellada.

### **5.2.1 Jugos**

Los Jugos son la sub-categoría de bebidas no carbonatadas más grande en Colombia con una participación en el mercado aproximado del 17% y con un crecimiento de 20% anual desde el 2015 (El Heraldo, 2015). Esto se debe a las nuevas tendencias de consumo saludable que se vienen observando en los últimos años y que generan una migración importante de consumidores de bebidas carbonatadas a este tipo de segmentos. Respecto a los actores del mercado, se puede evidenciar que esta subcategoría tiene una alta intensidad competitiva debido a la gran cantidad de compañías y pequeños productores regionales que componen este mercado. Entre las marcas más importantes se encuentran Fresh producido por Coca-Cola Femsa, Hit producido por Postobón y Cifrut producido por grupo Aje, buscando mantener un portafolio variado de productos que se puedan acomodar a las diferentes ocasiones de consumo. Por otro lado, jugos Frutto de Alpina y

California focalizan su portafolio en segmentos dirigidos a los niños para consumo en la lonchera con tamaños inferiores a los 300 ml.



**Figura 8 Exhibición categoría de jugos en canal supermercados**  
Fuente: (Cencosud, 2018)

### **5.2.2 Aguas**

El segmento de aguas viene comportándose de una manera muy estable en el país, con un crecimiento sostenido del 2% en los últimos 3 años (El Herald, 2015). Esta sub-categoría de bebidas no carbonatadas tiene una participación en el mercado aproximadamente de 9% en Colombia (El Herald, 2015). En este segmento es posible identificar diferentes tipos de productos como el agua de origen mineral, que es catalogada como agua premium por sus mínimos tratamientos, cuyas marcas más representativas son Manantial producida por Coca-Cola Femsa y Nacimiento producida por Postobón. En segundo lugar están las aguas tratadas representadas en marcas como Brisa producidas por Coca-Cola Femsa, Cristal producida por Postobón y Cielo producida por grupo Aje. Y por último, una subcategoría que ha venido tomando fuerza en los últimos años corresponde a las aguas saborizadas, con marcas representativas como H2O producida por Postobón, Brisa Limón producida por Coca-Cola Femsa y marcas propias de las grandes cadenas como Éxito y Cencosud. La ocasión de consumo, que se define como la misión y el canal donde se realiza la compra (Coca Cola Company, 2018) que buscan impactar las diferentes marcas es muy similar y las variaciones en tamaño no son significativas.



**Figura 9** Exhibición categoría de aguas en canal supermercados.  
Fuente: (Cencosud, 2018)

### 5.2.3 Bebidas de Té

Los tés en botella son una de las variantes de las bebidas no carbonatadas con mayor crecimiento en los últimos años. Su participación en el mercado es de 3% en el país (El Heraldo, 2015), y aunque cuenta con contenidos altos de azúcar, inclusive similares al de las gaseosas, la percepción del consumidor no es negativa en términos de salubridad. En este segmento es posible encontrar tres sub-categorías. En primer lugar los tés sintéticos endulzados con saborizantes, cuyas marcas más representativas son Mr. Tea y Lipton producidos por Postobón, Fuze Tea producido por Coca-Cola Femsa y Nestea producido por Nestlé. En segundo lugar están los tés gasificados, que aunque en su composición contienen gas carbónico, aún se siguen considerando como no carbonatados. Las marcas más representativas de esta sub-categoría son Suntea producido por Quala y Twist producido por Postobón. Finalmente, la última sub-categoría es la de té natural que se viene introduciendo en los últimos años, principalmente por Postobón y su alianza con PepsiCo por medio de la marca Hatsu (El Tiempo, 2015).



**Figura 10** Exhibición categoría de té en canal supermercados  
Fuente: (Cencosud, 2018)

#### **5.2.4 Bebidas isotónicas.**

Las bebidas isotónicas tienen como finalidad la recuperación de electrolitos y favorecer la hidratación de los consumidores, principalmente después de realizar una actividad física (Biotrendies, 2017). Es una subcategoría que se mantiene con un crecimiento alto durante el 2015 de 21% y que tiene un nicho de mercado muy específico; su participación en el mercado es de 4% en el país (El Heraldo, 2015). Las marcas más representativas de esta subcategoría son Gatorade y Squash producidos y comercializados en Colombia por Postobón, Powerade producido por Coca-Cola Femsa y Sporade producido por grupo Aje.

### **5.3 Identificación de productos similares**

La variabilidad y la gran cantidad de lanzamientos que se realizan al año en el sector de consumo masivo de bebidas no alcohólicas - aproximadamente 1000 en el año (Dinero, 2015) - así como el tamaño del portafolio que tiene activo cada compañía que interviene en este mercado, exige garantizar un método eficiente para la identificación de productos similares, que permitan obtener una referencia cuantitativa de los rendimientos y comportamientos que estos tuvieron cuando se lanzaron al mercado. De acuerdo a las verificaciones bibliográficas realizadas, los diferentes autores que utilizan técnicas de analogía para la generación de pronósticos de productos nuevos (Jain & Chen, 1992), (Pandey, P., Kumar, S & Shrivastava, S,2014), (Bulger, 2012) y (Sarmiento, Alfonso & Soto ,2014) buscan identificar atributos, características físicas y del mercado de los productos, que puedan establecer parámetros generales para la homologación, a continuación se establecerá el proceso realizado en la metodología, iniciando por el análisis de los atributos del portafolio.

#### **5.3.1 Atributos del portafolio**

De acuerdo con la disponibilidad de información del portafolio a nivel físico y del mercado de las diferentes compañías, se tuvieron en cuenta seis variables categóricas y dos escalares que caracterizan los productos del sector de consumo masivo de bebidas no alcohólicas en Colombia.

Estos registros se recopilaron durante varias visitas al mercado en los diferentes canales de distribución y por contacto directo con algunas estas compañías, estas fueron:

- **Marca:** nombre con el que se identifica el producto en el mercado.
- **Tamaño:** cantidad en mililitros por unidad de producto.
- **Packing:** cantidad de botellas por unidad logística primaria.
- **Envase:** material del envase.
- **Macro-categoría:** producto carbonatado o no carbonatado.
- **Categoría:** segmento al que pertenece el producto.
- **Rol en el mercado:** ocasión de consumo.

### 5.3.2 Preparación de datos

En primera instancia se numerizaron las variables que caracterizan el portafolio con dos objetivos principales: ocultar la información recolectada del portafolio de los productos de las diferentes compañías, con el fin de mantener la confidencialidad en la información, y por otro lado acondicionar la base de trabajo al método elegido para la segmentación y clasificación de los productos similares (agrupación K-means). La base de información recolectada no requirió ningún proceso de limpieza puesto que la base no contenía datos faltantes o variables con un solo valor, en caso de que los tuviera, es posible utilizar el promedio móvil, la moda o la imputación para completar los datos.

#### 5.3.2.1 Numerización de datos



Las seis variables categóricas (marca, envase, característica de envase, macro categoría, categoría y rol en el mercado) se numerizaron con una asignación aleatoria con la finalidad de alinear las variables a la técnica agrupación, las dos variables escalares (tamaño y packing) en primera instancia no presentaron ninguna modificación. Este proceso se realizó en el software SPSS Statistics, arrojando una primera vista que se muestra a continuación en la Figura 11.

ID	Marca	Volumen	Packing	Envase	TipoEnvase	MacroCategoría	Categoría	rol
1	16,00	350	30	8,00	,50	,50	6,00	,00
2	47,00	5000	1	1,00	1,00	,50	6,00	,00
3	18,00	237	12	6,00	1,00	,50	6,00	,00
4	17,00	237	12	6,00	1,00	,50	6,00	,00
5	16,00	237	12	6,00	1,00	,50	6,00	,00
6	30,00	5000	1	1,00	1,00	2,00	7,00	,00
7	17,00	350	30	8,00	,50	,50	6,00	,00
8	16,00	5000	1	1,00	1,00	,50	6,00	,00
9	21,00	2000	8	7,00	1,00	2,00	5,00	2,00
10	23,00	1500	12	7,00	1,00	2,00	5,00	1,20
11	6,00	350	20	3,00	1,00	2,00	1,00	,00
12	6,00	3500	6	3,00	1,00	2,00	1,00	,00
13	3,00	1000	6	7,00	1,00	2,00	1,00	,00
14	35,00	300	12	8,00	1,00	2,00	1,00	,00
15	34,00	300	12	8,00	1,00	2,00	1,00	,00
16	35,00	750	6	8,00	1,00	2,00	1,00	,00
17	49,00	1750	12	7,00	1,00	,50	6,00	1,20
18	15,00	237	12	6,00	1,00	,50	2,00	,00

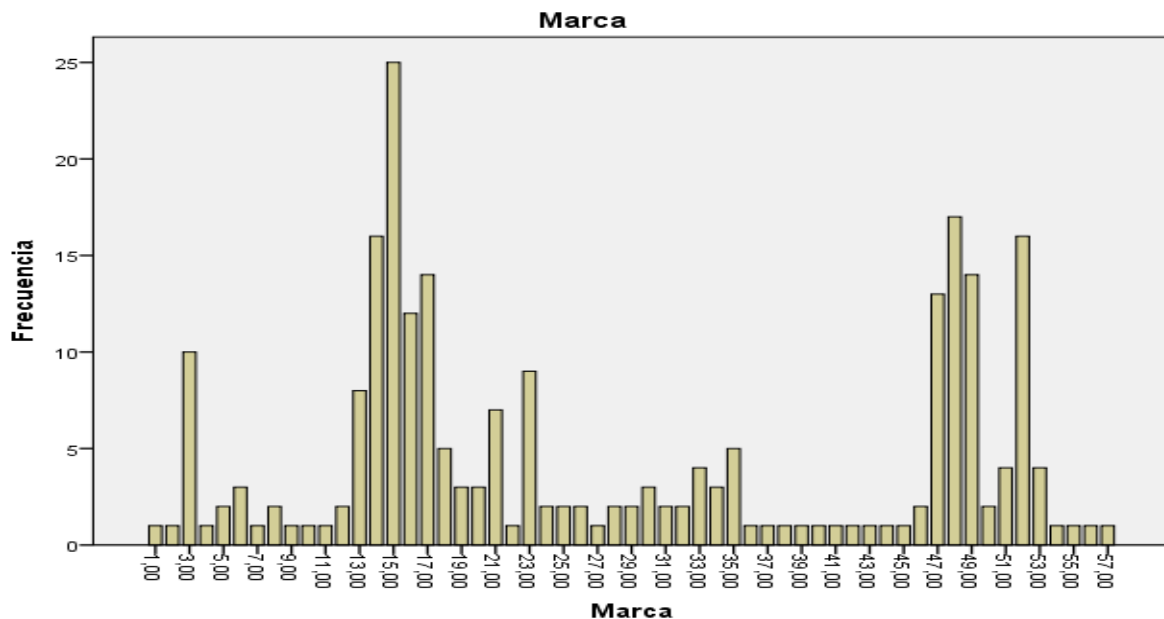
**Figura 11 Vista inicial del portafolio numerizado**  
Fuente: (El autor, 2018)

### 5.3.2.2 Estadística descriptiva y frecuencias

El cálculo de la estadística descriptiva, compuesta por el promedio, las desviación estándar, los máximos y mínimos se realizó con la finalidad de tener un panorama inicial del comportamiento general de las variables, principalmente de las que originalmente son escalares. Respecto a las variables categóricas que fueron numerizadas, el cálculo de estadísticos descriptivos permitió conocer los tamaños y rangos de las transformadas referenciadas en las Figuras 12 y 13 a continuación y ampliado en el Anexo 1.

	N	Rango	Mínimo	Máximo	Media		Desviación estándar	Varianza	Asimetría	
	Estadístico	Estadístico	Estadístico	Estadístico	Estadístico	Error estándar	Estadístico	Estadístico	Estadístico	Error estándar
Marca	245	56	1	57	20,38	1,050	16,437	270,164	,243	,156
Volumen	245	18735	192	16927	1320,31	146,424	2291,903	5252319,118	5,366	,156
Packing	245	29	1	30	13,92	,504	7,883	62,149	,865	,156
Envase	245	7	1	8	6,58	,103	1,609	2,589	-2,288	,156
TipoEnvase	245	1	1	1	,92	,012	,181	,033	-1,917	,156
MacroCategoria	245	2	1	2	1,01	,046	,713	,509	,866	,156
Categoria	245	6	1	7	4,33	,130	2,039	4,158	-4,487	,156
rol	245	2	0	2	,47	,041	,637	,406	1,175	,156
N válido (por lista)	245									

**Figura 12 Estadística descriptiva atributos**  
Fuente: (El autor, 2018)



**Figura 13 Distribución de frecuencias variable marca**  
Fuente: (El autor, 2018)

### 5.3.2.3 Normalización de las variables

En línea con el método de segmentación y clasificación de los productos similares que se realizó con la técnica de agrupación no supervisada (K-Means), y ya numerizadas la totalidad de las variables que intervienen en la modelación, se realizó un proceso de normalización para garantizar

equidistancia en todos los parámetros y un correcto funcionamiento de la herramienta. El proceso se estructuró como se muestra en la siguiente figura.



**Figura 14 Proceso normalización de los atributos**  
Fuente: (El autor, 2018)

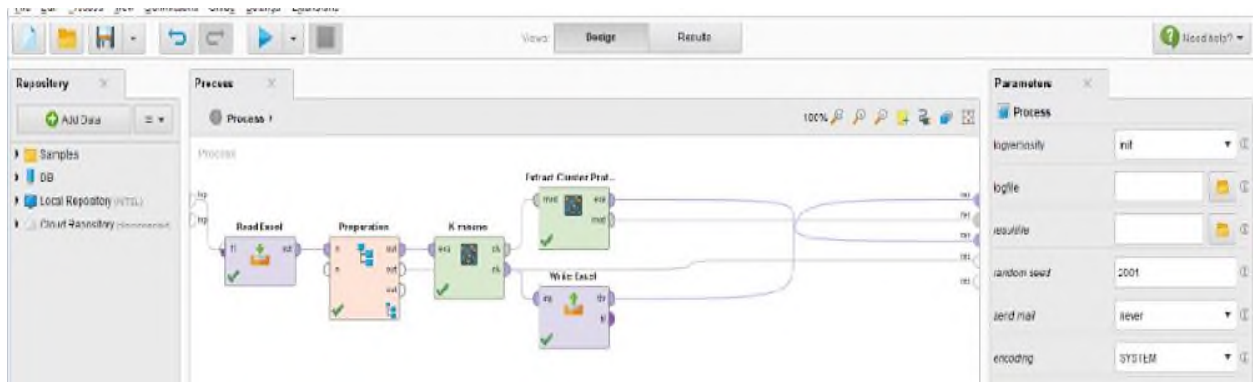
El método de normalización utilizado fue el de “transformación de rangos”, que normaliza las variables en función de un rango mínimo y un rango máximo definido (Rapidminer, 2017), el valor mínimo tomado fue de 0 y el valor máximo de 2. La vista generada después de la ejecución del proceso se puede ver en la siguiente figura.

Row No.	Variedad A.	Packing	Container A.	Macro Cate...	Categoría A.	Rol Anoni	mililitros2
10	1.016	3	0	2	2	0	0.513
9	1.734	2.433	1.714	0	1.307	2	0.240
8	8.590	3	0	0	0.333	0	1.754
7	1.018	1.586	1.143	2	2	0	0.001
6	0.482	3.698	1.714	0	0.333	1200	0.132
49	1.143	3.759	1.714	0	1.367	1200	0.134

**Figura 15 Vista de los atributos normalizados**  
Fuente: (El autor, 2018)

### 5.3.3 Elaboración de grupos

La conformación de los grupos que determinan los productos referenciales o similares que permite tener una base cuantitativa para la construcción de los pronósticos de los nuevos productos, como se puede observar en el siguiente proceso.



**Figura 16 Modelo de generación de grupos**  
Fuente: (El autor, 2018)

Los parámetros utilizados fueron los siguientes:

**K:** La cantidad de centroides fue determinado de la siguiente forma:

$$K = \frac{N}{5}, \text{ donde } N \text{ es el tamaño del portafolio que se aproxima al entero mayor, siendo } K \text{ entera.}$$

**Tipo de medida:** Numérica.

**Medida Numérica:** Distancia Euclidiana.

Durante el proceso de experimentación se logró identificar mayor incidencia de algunos de los atributos respecto a otros, mejorando la conformación de los grupos y la identificación de los productos similares. La ponderación o peso se estableció por tanteo y valor porcentual definido para cada variable fue siguiente:

- **Marca:** 28,57%
- **Tamaño:** 14,29%
- **Packing:** 7,14%

- **Envase:** 7,14%
- **Macro categoría:** 10,71%
- **Categoría:** 14,29%
- **Rol en el mercado:** 17,86%

Una vez ejecutado el modelo de segmentación, se obtuvo la siguiente vista con la clasificación y segmentación del portafolio.

Row No.	Prod ID	cluster	Variedad An.	Packing	Containe A.	Macro Cate.	Catego A.	Rol Anoni	mililitros2
1	1	cluster_0	0.536	2	2	0	1.667	0	0.017
2	2	cluster_3	1.043	0	0	0	1.667	0	0.513
3	3	cluster_13	0.607	0.759	1.429	0	1.667	0	0.005
4	4	cluster_13	0.571	0.759	1.429	0	1.667	0	0.005
5	5	cluster_13	0.536	0.759	1.429	0	1.667	0	0.005
6	6	cluster_9	1.036	0	0	2	2	0	0.513
7	7	cluster_0	0.5/1	2	2	0	1.667	0	0.017
8	8	cluster_16	0.536	0	0	0	1.667	0	0.513
9	9	cluster_2	0.714	0.493	1.714	2	1.333	2	0.193
10	10	cluster_33	0.766	0.759	1.714	2	1.333	1.200	0.143

**Figura 17 Vista de la segmentación del portafolio.**  
Fuente: (El autor, 2018)

En la tercera columna se puede observar el número del cluster al que pertenece cada producto. Esta visual puede ser acondicionada y exportada en Microsoft Excel para verificar el producto nuevo que se incluyó en la base y de acuerdo a la asignación del modelo, los productos similares que deben tomarse como referencia cuantitativa y cualitativa para la elaboración de los pronósticos a nivel operativo para los 18 primeros días del lanzamiento. En la ejemplificación se toma el grupo número 10, en el que se observan los empaques similares del producto identificado con el número 68, que son respectivamente los productos número 147, 151 y 152.

Variedad	Packing	Contair	Macro	Catego	Rol Anc	mililitro	Prod ID	cluster
1,7	,6	2,0	,0	1,7	,0	,1	68,0	cluster_10
1,7	,6	2,0	,0	1,7	,0	,1	147,0	cluster_10
1,6	,6	2,0	,0	1,7	,0	,1	151,0	cluster_10
1,8	,6	2,0	,0	1,7	,0	,1	152,0	cluster_10

**Tabla 5 Ejemplo de conformación de grupo**  
**Fuente: (El autor, 2017)**

## 6. ANÁLISIS DE VARIABLES DEL ENTORNO DEL NEGOCIO

En el sector de consumo masivo de bebidas no alcohólicas, y en general en el segmento de los productos alimenticios y de primera necesidad, es preciso revisar estratégicamente todos los eslabones de la cadena de abastecimiento, y las diferentes perspectivas del negocio que influyen el desenvolvimiento de un lanzamiento en el mercado. En este sentido las diferentes variables internas y externas que afectan positiva o negativamente la introducción del producto deben tener un peso diferencial de acuerdo a cada caso específicamente, y en función de lo anterior se construyen los pronósticos de la demanda en el corto plazo.

### 6.1 Drivers de cadena de abastecimiento

Desde la perspectiva logística, se pueden tener en cuenta diferentes factores que pueden condicionar el rendimiento de un lanzamiento en el mercado, la flexibilidad de la cadena de abastecimiento cumple un rol fundamental en el horizonte de corto plazo, donde el nivel de incertidumbre está en el pico más alto y los diferentes escenarios pueden tornarse cambiantes a lo inicialmente planeado. En este aspecto, las variables que a nivel logístico son consideradas y que determinan el comportamiento de la generalidad de las cadenas de abastecimiento de las compañías de consumo masivo de bebidas no alcohólicas son las siguientes:

- **Pedidos no creados:** órdenes de pedido realizadas por un cliente, que no ingresan de manera correcta a los sistemas de información de las compañías, truncando el flujo normal del pedido y generando el incumplimiento de este.
- **Stock-Out:** faltantes de producto asociados a niveles insuficientes de inventarios respecto a la demanda de un periodo.
- **Diferencias en existencias en Inventario:** discrepancia entre el nivel de inventario en sistema y el teórico real que genera un incumplimiento en las órdenes de compra.

- **Pedidos no ruteados:** órdenes de compra generadas correctamente, pero que no pudieron ser entregadas por la red de distribución de reparto de producto terminado de la compañía por falta de capacidad o tiempo.
- **Pedidos rechazados:** pedidos que fueron rechazados durante la entrega por motivos de calidad del producto o diferencias con el cliente.

La consolidación de todas estas variables puede verse reflejada positivamente o negativamente en el nivel de servicio de una compañía de consumo masivo, “Fill Rate”, que determina porcentualmente el nivel de cumplimiento del abastecimiento de producto terminado de una compañía de este sector, la fórmula es la siguiente:

$$\text{Fill Rate} = \frac{\text{Cantidad de producto entregado}}{\text{Cantidad de Producto Solicitado}} * 100$$

### 6.1.1 Análisis descriptivo del Fill Rate de las marcas

Se elaboró el análisis de estadística descriptiva del Fill Rate de 18 meses comprendidos desde enero del 2016 hasta junio 2017 a nivel marca de los productos en estudio, arrojando los siguientes resultados.

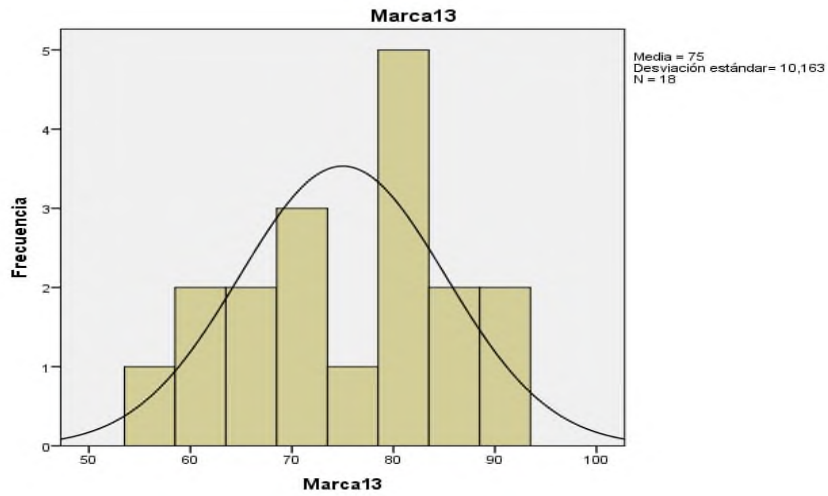
Estadísticos descriptivos								
	N	Rango	Mínimo	Máximo	Media	Error estándar	Desviación estándar	Varianza
	Estadístico	Estadístico	Estadístico	Estadístico	Estadístico	Estadístico	Estadístico	Estadístico
Marca3	18	23	72	95	89.89	1.163	4.934	24,340
Marca12	11	22	75	97	90.55	2.455	8.141	66,273
Marca15	16	26	79	96	86.72	1.621	6.875	47,271
Marca13	18	36	56	92	75.00	2.396	10.163	103,294
Marca11	18	29	66	95	85.22	1.859	7.886	62,183
Marca23	18	23	71	94	84.33	1.574	6.677	44,588

**Figura 18 Estadísticos descriptivos variable fill rate por marca.**  
Fuente: (El autor, 2018)

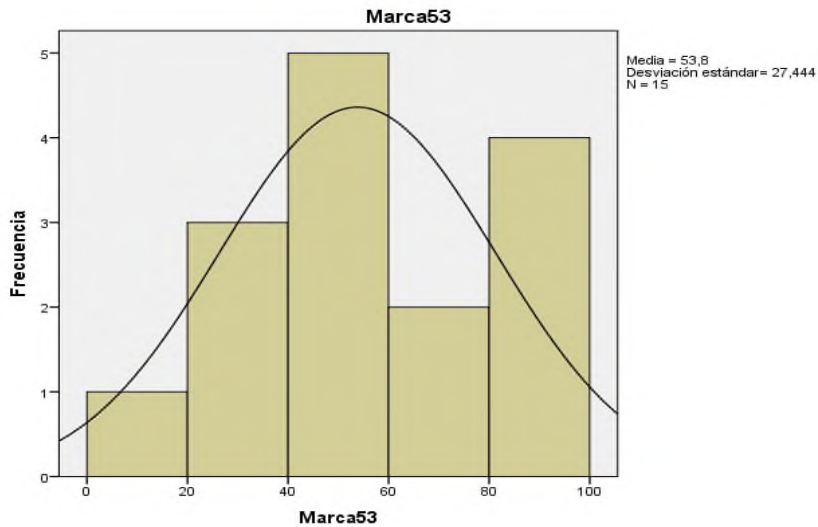
Es posible observar que marcas como la 13, 45 y 53 muestran desviaciones estándar altas, lo que evidencia una inestabilidad importante en el cumplimiento del nivel de servicio que presta la cadena de abastecimiento para su portafolio de productos. En concordancia con lo anterior, marcas



como la 13 y 53 también evidencian un Fill Rate promedio por mes bajo, lo que también es una variable a tener en cuenta al momento de elaborar los pronósticos de la demanda de un producto nuevo de alguna de estas marcas. A continuación se presentan histogramas de frecuencia de estos tres grupos en análisis.

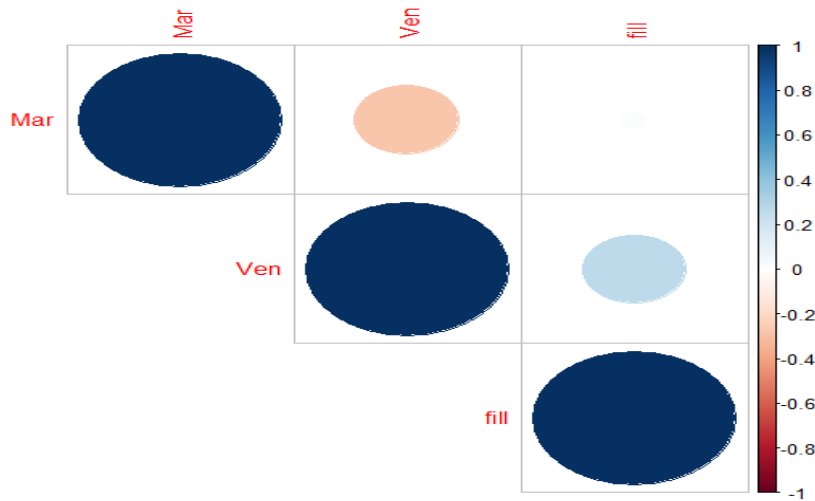


**Figura 19 Histograma de frecuencias fill rate marca número 13.**  
Fuente: (El autor, 2018)



**Figura 20 Histograma de Frecuencias fill rate marca número 53.**  
Fuente: (El autor, 2018)

Al graficar una matriz de correlación del método de Pearson entre la venta por marca y el Fill Rate, podemos evidenciar una correlación media entre estas dos variables (a Mayor venta, mayor Fill Rate). Con lo anterior podemos observar una mayor flexibilidad en la cadena de abastecimiento para marcas con mayor nivel de consolidación para el sector en estudio.



**Figura 21 Gráfico de correlación entre venta por marca y fill rate**  
Fuente: (El autor, 2018)

## 6.2 Drivers de mercadeo

En las compañías de consumo masivo de bebidas no alcohólicas, la administración del portafolio así como la creación o la eliminación de un producto hace parte de las funciones de mercadeo a nivel estratégico y táctico, y del mercado de punto de venta (trade marketing) a nivel operacional. La introducción de un producto nuevo al mercado puede tener varios objetivos implícitos, como son el de incrementar las ventas totales de la compañía, renovar las marcas o revertir una tendencia negativa de una familia de productos. El rol que cumple un producto nuevo puede variar dependiendo de la reacción que se busque generar en el mercado, así como se puede observar en la matriz de tecnología de producto descrita a continuación en la Figura 22.

		Tecnología de producto	
		Actual	Nuevo
Mercado	Actual	<b>Penetración de Mercado</b> (Reducción de costos, mejoramiento del producto)	<b>Desarrollo de Productos</b> (Extensiones de línea)
	Nuevo	<b>Desarrollo de Mercado</b> (Nuevos usos, nuevos mercados)	<b>Diversificación</b> (Nuevo para la compañía, nuevo para el mundo)

**Figura 22 Matriz de mercado de Producto.**  
**Fuente: (Kahn K B, 2006)**

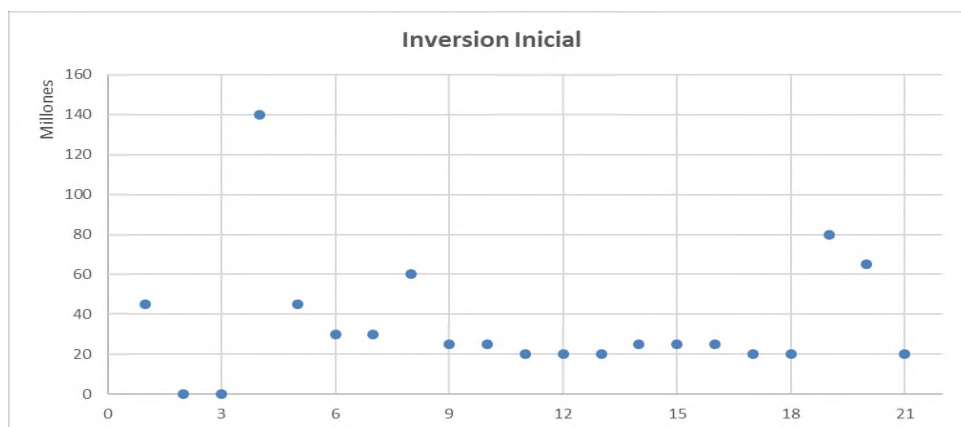
En función de lo anterior, las áreas de la compañía encargadas de la administración del portafolio, construirán estratégicamente un plan que busque ejercer en el mercado el efecto deseado con la introducción del producto nuevo. En este aspecto los componentes principales que hacen parte de estos planes se constituyen en los drivers de mercadeo y trade marketing para la construcción de los pronósticos de la demanda en el corto plazo de los productos nuevos. Los drivers considerados en el análisis serán los siguientes:

- **Inversión Inicial:** Escala en millones de pesos utilizados en el evento del lanzamiento inicial.
- **Tecnología de producto:** Objetivo con el que se lanza el producto nuevo al mercado según la matriz de mercado de producto.
- **Trade Marketing:** Escala en millones de pesos invertidos en promociones y elementos de ejecución operacional en el medio.
- **Precio:** Escala que representa la cantidad de mililitros por peso pagado y su comparativo con productos similares de la competencia.

- **Incentivo Comercial:** Escala que representa la cuantía de los premios que recibirá la fuerza comercial, por cumplir los objetivos de volumen del producto lanzado.

### 6.2.1 Inversión Inicial

Este valor en millones de pesos puede ser utilizado para gran variedad de rubros, que dependiendo de lo ostentoso de la organización del evento inicial ascenderá de manera significativa. Algunos de estos conceptos de inversión pueden ser el alquiler del lugar donde se ejecuta el lanzamiento, la contratación de los presentadores del evento, la adecuación del lugar y la alimentación de los asistentes entre otros. Tomando como referencia la dispersión de los datos por la gran cantidad de variables que pueden estar contenidas en la inversión inicial, se consolidan todos los rubros en la variable principal “Inversión inicial” y en el proceso de preparación de los datos, se categorizan en segmentos representados en rangos de inversión en millones de pesos. El comportamiento de dicha variable se puede observar en el diagrama de dispersión de la variable en la Figura 23 a continuación.



**Figura 23 Diagrama de dispersión inversión inicial.**  
Fuente: (El Autor, 2018)

Referenciando el valor de la inversión inicial de los lanzamientos que se tienen registro en los últimos años en millones de pesos, se calculan los percentiles para categorizar la variable así como estadísticos descriptivos y de frecuencias.

	Lanzamiento	INV.Inicial	Rango	Percenti
1	1	45000000	16,500	4
2	2	0	1,500	1
3	3	0	1,500	1
4	4	14000000	21,000	5
5	5	45000000	16,500	4
6	6	30000000	14,500	4
7	7	30000000	14,500	4
8	8	60000000	18,000	6
9	9	25000000	11,000	3
10	10	25000000	11,000	3
11	11	20000000	5,500	2
12	12	20000000	5,500	2
13	13	20000000	5,500	2

**Tabla 6 Transformación variable inversión inicial.**  
Fuente: (El Autor, 2018)

N	Válido	21
	Perdidos	0
Percentiles	25	2,00
	50	3,00
	75	4,00

**Tabla 7 Percentiles variable inversión inicial.**  
Fuente: (El Autor, 2018)

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	1	2	9,5	9,5
	2	6	28,6	38,1
	3	5	23,8	61,9
	4	4	19,0	81,0
	5	4	19,0	100,0
Total	21	100,0	100,0	

**Tabla 8 Frecuencia y porcentaje variable inversión inicial.**  
Fuente: (El Autor, 2018)

## 6.2.2 Tecnología de producto

El rol que cumple el producto a lanzar en el mercado fue clasificado de acuerdo con la matriz de tecnología de producto. Para facilidad en la manipulación de la información, se le asignó una letra que se identificara como un “alias” de las 4 categorías de la matriz como se observa en la siguiente tabla:

<b>Matriz de tecnología de producto</b>	
<b>Concepto</b>	<b>Letra</b>
<b>Penetración del Mercado</b>	A
<b>Desarrollo de productos</b>	B
<b>Desarrollo de mercado</b>	C
<b>Diversificación</b>	D

**Tabla 9 Tecnología de producto**  
Fuente: (El Autor, 2018)

**Penetración en el mercado:** producto que busca incrementar el volumen actual de la categoría en la que se encuentra compitiendo, reduciendo costos o mejorando un producto ya existente.

**Desarrollo de producto:** productos que buscan explotar de mejor manera un mercado existente pero con un producto completamente nuevo.

**Desarrollo de Mercado:** incursionar con un producto ya existente en un mercado o zona nueva.

**Diversificación:** producto completamente disruptivo, nuevo para el negocio y para el mercado.

La visual general del comportamiento de esta variable se puede observar en los siguientes estadísticos de frecuencias.

		<b>Tecnología</b>			
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	A	3	14,3	14,3	14,3
	B	9	42,9	42,9	57,1
	C	6	28,6	28,6	85,7
	D	3	14,3	14,3	100,0
	Total	21	100,0	100,0	

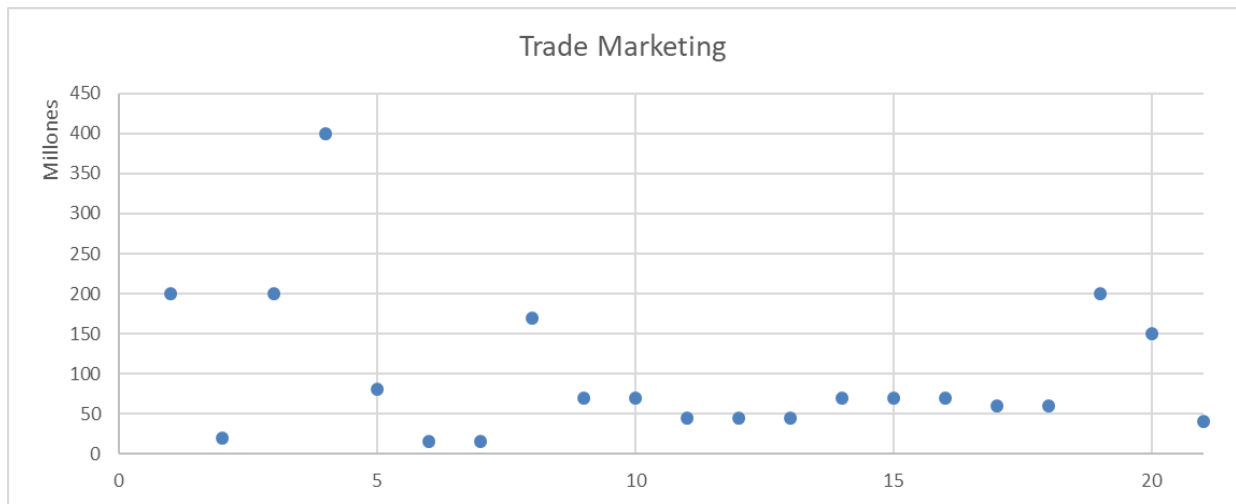
**Tabla 10 Frecuencia y porcentaje variable tecnología de producto.**  
Fuente: (El Autor, 2018)

La gráfica de barras de frecuencia de la variable tecnología de producto se puede observar en el Anexo 2.

El gran porcentaje de los lanzamientos están concentrados en los roles B y C que representan tanto el desarrollo de producto como de mercado. En el sector de consumo masivo de bebidas no alcohólicas el rol B se puede asociar al desarrollo de marcas que buscan dinamizar el portafolio, modificando levemente los componentes de una familia de productos de acuerdo a las tendencias del mercado. Por otro lado, el rol C es posible observar en el desarrollo de categorías que toman mayor relevancia en el medio, como por ejemplo el de las bebidas sin azúcar o light.

### 6.2.3 Trade marketing

El recurso en millones de pesos enfocado al trade marketing, al igual que la variable de inversión inicial, puede ser utilizada en gran variedad de rubros asociados a la ejecución operacional del mercado. En el sector en referencia son utilizados en material POP para la ejecución de los diferentes canales de distribución, en promociones, concursos y descuentos por la adquisición del producto lanzado y en merchandising que es utilizado como obsequio para vincular a los clientes con las marcas entre otros. Todos estos valores se consolidaron en la variable “Trade Marketing” para cada lanzamiento,



**Figura 23 Diagrama de dispersión trade marketing.**  
**Fuente: (El Autor, 2018)**

Para mitigar la dispersión se realiza la categorización de la variable en rangos de inversión de trade marketing y se le aplican estadísticos descriptivos y de frecuencias.

Lanzamiento2	TradeMarketing	RTradeMa	NTradeMa
1,00	20000000	19,000	5
2,00	20000000	3,000	1
3,00	20000000	19,000	5
4,00	40000000	21,000	5
5,00	80000000	15,000	4
6,00	15000000	1,500	1
7,00	15000000	1,500	1
8,00	17000000	17,000	4
9,00	70000000	12,000	3

**Tabla 11 Transformación variable trade marketing.**  
Fuente: (El Autor, 2018)

### Estadísticos

#### Percentile Group of TradeMarketing

N	Válido	21
	Perdidos	0
Media		2,90
Mediana		3,00
Moda		2ª
Percentiles	25	2,00
	50	3,00
	75	4,00

**Tabla 12 Percentiles variable trade marketing**  
Fuente: (El Autor, 2018)

#### Percentile Group of TradeMarketing

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	1	4	19,0	19,0
	2	5	23,8	42,9
	3	5	23,8	66,7
	4	3	14,3	81,0
	5	4	19,0	100,0
Total	21	100,0	100,0	

**Tabla 13 Frecuencia y porcentaje variable trade marketing.**  
Fuente: (El Autor, 2018)

## 6.2.4 Comparación de precio.



En el sector de consumo masivo y en este caso, no solo para el segmento de bebidas no alcohólicas sino para todo el sector en general, la variable precio juega un rol fundamental en las ventas del producto en los canales de distribución, por lo que el valor referencial del producto a lanzar en comparación, con lo que se está ofreciendo en el mercado, puede generar una variabilidad importante en el rendimiento del lanzamiento, y por ende en los volúmenes de venta del producto en el futuro. Para la preparación del driver, se elaboró una escala de -2 a 2 que representa la variación porcentual del precio del producto respecto a los productos similares que están en el mercado. Los valores negativos nos muestran que el producto a lanzar es menos costoso que la media de lo que existe en el mercado, y los valores positivos representan lo inverso. El valor cero representa un precio similar al ofertado en el medio.

Lanzamiento3	Precio	Referencia	Factor	RFactor	NFactor
1,00	1500,00	1400,00	,29	14,000	4
2,00	1200,00	1050,00	,29	14,000	4
3,00	1500,00	1300,00	,31	16,000	4
4,00	2000,00	2000,00	,00	5,000	2
5,00	1500,00	1250,00	,40	19,000	5
6,00	1000,00	950,00	,11	10,000	3

**Tabla 14 Transformación variable Comparación de precios.**

Fuente: (El Autor, 2018)

**Estadísticos**

Percentile Group of Factor

N	Válido	21
		Perdidos
Media		3,24
Mediana		3,00
Moda		2
Suma		68
Percentiles	25	2,00
	50	3,00
	75	4,50

**Tabla 15 Percentiles Variable comparación de precio**

Fuente: (El Autor, 2018)

**Percentile Group of Factor**

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	1	1	4,8	4,8
	2	7	33,3	38,1
	3	4	19,0	57,1
	4	4	19,0	76,2
	5	5	23,8	100,0
Total	21	100,0	100,0	

**Tabla 16 Frecuencia y porcentaje variable comparación de precio.**

Fuente: (El Autor, 2018)

El comportamiento del comparativo de los precios de los lanzamientos con la media de lo ofertado en el mercado evidencia una tendencia que busca estar muy cerca de este valor medio, concentrando la mayor cantidad de productos nuevos en los tres primeros grupos de percentiles, que garantice una introducción en el mercado más eficiente.

### 6.2.5 Incentivos Comerciales

La influencia y el factor persuasión en la fuerza comercial es una de las formas más eficientes de generar una conexión importante entre los planes estratégicos y tácticos y la ejecución operacional en el mercado. De esta manera, en los lanzamientos se busca estimular a la fuerza comercial por el cumplimiento de objetivos de volumen y cobertura de puntos de venta por medio de la asignación de presupuestos para la creación de concursos, incremento en comisiones y entrega de bonos redimibles entre otros. Este empuje comercial puede representar una variación importante en los volúmenes de venta proyectada, por lo que debe ser tenido en cuenta en la generación de los pronósticos de la demanda. Para la modelación, todos estos rubros se consolidaron en la variable “Incentivos Comerciales” y en el proceso de preparación datos se clasificaron en categorías. El diagrama de dispersión de dispersión con el comportamiento de la variable se presenta en el Anexo 2.

Lanzamiento4	Incentivos	Rncenti	Nncenti
1,00	50000000	15,500	4
2,00	0	1,000	1
3,00	50000000	15,500	4
4,00	200000000	21,000	5
5,00	40000000	15,000	4

**Tabla 17 Transformación variable incentivos.**  
**Fuente: (El Autor, 2018)**

**Estadísticos**

Percentile Group of Incentivos

N	Válido	21
	Perdidos	0
Media		2,90
Mediana		2,00
Moda		2
Suma		61
Percentiles	25	2,00
	50	2,00
	75	4,00

**Tabla 18 Percentiles Variable Incentivos**  
Fuente: (El Autor, 2018)

**Percentile Group of Incentivos**

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	1	2	9,5	9,5	9,5
	2	9	42,9	42,9	52,4
	3	3	14,3	14,3	66,7
	4	3	14,3	14,3	81,0
	5	4	19,0	19,0	100,0
	Total	21	100,0	100,0	

**Tabla 19 Frecuencia y porcentaje variable Incentivos.**  
Fuente: (El Autor, 2018)

La variable de incentivos comerciales tiene un comportamiento más uniforme en comparación con los otros drivers de mercadeo y trade marketing - a excepción del percentil 2 con el 40%, los otros cuatro percentiles se comportan de manera similar, los presupuestos en incentivos pueden estar asociados a otros drivers de mercado.

### 6.3 Drivers Comerciales

La fuerza comercial es la encargada de ejecutar los planes estratégicos y tácticos propuestos por mercadeo, de vender el producto nuevo lanzado y de enfrentarse a la realidad del medio. Como cualquier otro recurso, es finito y debe administrarse de la mejor manera. Comercialmente hablando, hay ciertos parámetros y variables que desde esta perspectiva son fundamentales en la

generación de los pronósticos de la demanda de corto plazo para los productos nuevos, pues pueden influenciar tanto positivamente como negativamente los volúmenes propuestos inicialmente. En el sector de consumo masivo de bebidas no alcohólicas las principales variables que se pueden acoplar son las siguientes:

**Cobertura por marca:** Porcentaje de clientes que se les ha vendido un producto perteneciente a una marca en específico, respecto al total de la base de clientes registrados en un periodo de tiempo.

**Ejecución trade marketing:** Porcentaje consolidado de cumplimiento de variables como respeto a precio, porcentaje de exhibición en frío, llenado de producto frío, portafolio y exhibición por zona y por periodo.

**Mix de venta:** porcentaje de venta de cada marca respecto al total consolidado, en un periodo de tiempo.

**Tamaño fuerza comercial:** Cantidad de rutas, vendedores o tele-vendedores que se tengan disponibles en una zona específica para la ejecución de la venta.

### 6.3.1 Cobertura por marca

En el negocio en general de productos de consumo masivo, la cobertura es una de las variables que se controla con mayor detalle por parte de la fuerza comercial, pues es la que garantiza la disponibilidad de un producto en los diferentes clientes y canales de distribución, maximizando la oportunidad de venta. En un ambiente de alta competencia y gran variedad de sustitutos, el consumidor puede reemplazar fácilmente el producto que busca por otro de otra marca y de la competencia. La cobertura se mide porcentualmente y el nivel de desagregación se consolida por marca de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$Cob\ Marca = \frac{\# \text{ Clientes con venta registrada de la marca}}{\text{Total clientes manejantes de la marca}}$$

La transformación de la variable cobertura se realiza en percentiles del porcentaje registrado que presenta cada marca, de acuerdo con los análisis de estadística descriptiva realizados y que se puede observar en el Anexo 2.

La dispersión en la variable de cobertura se evidencia en el nivel de posicionamiento de las diferentes marcas en el mercado; entre más fuerte sea la marca, el nivel de cobertura tiende a ser más alto y viceversa.

### 6.3.2 Ejecución de trade marketing

La fuerza comercial también es la encargada de la ejecución en punto de venta, que busca garantizar un ambiente en el que el consumidor prefiera determinadas marcas y que influya en la decisión de compra del consumidor final. Esta variable compuesta, se mide en una escala de 0 a 100 para una zona en específico y determina el nivel de ejecución de trade marketing de la misma. Esta variable contiene mediciones de exhibición en frío, porcentaje de llenado de frío, respecto a precio y exhibiciones entre otras. El porcentaje de ejecución de los puntos en una zona en específico tiene una incidencia importante en la venta y puede llegar a marcar tendencia en el rendimiento de un lanzamiento.

La transformación de la variable se realizó en percentiles y el comportamiento general se puede observar la estadística descriptiva calculada a continuación. El histograma de la variable se puede observar en el Anexo 2.

Zona	Ejecución trade	REjecuci	NEjecuci
Norte	60,20	2,000	3
Sur	59,80	1,000	2
Orien	65,10	4,000	5
Occid	63,70	3,000	4

**Tabla 20 Transformación variable Ejecución trade marketing.**  
Fuente: (El Autor, 2018)

En el diagrama de barras que representa la estimación del nivel de ejecución de trade marketing del sector de consumo masivo de bebidas no alcohólicas durante 2017, se observa una tendencia creciente y de focalización en este segmento por parte de las compañías de este sector, buscando garantizar un mejor ambiente para el cliente final y tener una ventaja competitiva sobre la venta.

### **6.3.3 Mix de venta**

El cálculo de la participación porcentual por marca de cada una de las compañías contrasta con la tendencia de las ventas, así como con los focos y la estrategia que guía el camino en el mercado de cada una de las empresas, que hacen parte del sector de consumo masivo de bebidas no alcohólicas. Cada marca tiene una relevancia diferente y entre más fuerza tenga cada una, la penetración en el mercado es más sencilla a la hora de realizar un lanzamiento en el medio, convirtiéndose en una variable importante a tener en cuenta a la hora de elaborar los pronósticos de la demanda en el corto plazo para los productos nuevos. El cálculo del mix porcentual de venta se realizó por periodos y se transformó en percentiles para cada uno de los lanzamientos en análisis. El comportamiento estadístico de esta variable se puede encontrar en el Anexo 2.

El contraste entre las diferentes marcas de los lanzamientos se puede evidenciar en los mix de ventas graficados para los últimos 3 periodos (años 2015, 2016 y 2017). Igualmente es posible observar algunas variaciones leves en el mix de venta de cada marca de los lanzamientos año tras año - algunas marcas con tendencia negativa pierden fuerza en el mix mientras a otras les sucede el efecto contrario.

### **6.3.4 Tamaño fuerza comercial**

Como se mencionó con anterioridad, la fuerza comercial, así como cualquier otro recurso de las compañías es finito y cuantificable, las compañías de consumo masivo de bebidas no alcohólicas operan con varios métodos similares para el proceso de toma de pedidos de acuerdo al canal de distribución que se esté atendiendo. Entre los más comunes se encuentra la tele-venta que se realiza por medio de un call center y se contacta con el cliente telefónicamente. También están los vendedores de a pie que visitan personalmente a los clientes y toman sus pedidos en el punto. Para

grandes superficies la toma de pedidos se realiza por medio de software de aprovisionamiento automático como el EDI.

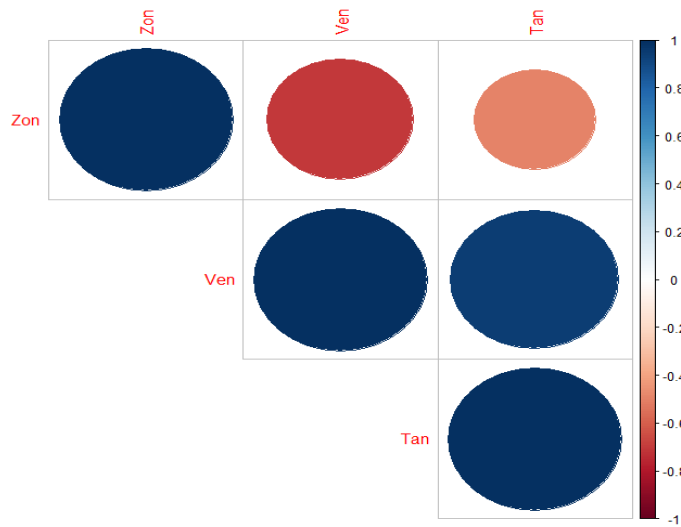
El tamaño de la fuerza comercial es una variable que se puede cuantificar a nivel de zona o región y que depende directamente del número de clientes que se pueden atender en un periodo de tiempo determinado, por lo que una zona que tenga un tamaño de fuerza comercial más grande, tiene la capacidad de vender un volumen más alto en un periodo de tiempo más corto. Al momento de introducir un producto nuevo en el mercado en una zona en específico, el tamaño de la fuerza comercial puede incidir de manera directa en el volumen de venta que se genere en los primeros días del lanzamiento en comparación con otras zonas, por lo que se debe tener en cuenta al momento de elaborar los pronósticos de la demanda a corto plazo del producto nuevo a introducir en el mercado.

La transformación de la variable se realizó zonalmente, en donde se cuantificó por sector y se consolidó la cantidad de tele-vendedores y vendedores de a pie disponibles como se muestra a continuación por percentiles.

Zona2	FuerzaComer	RFuerzaC	NFuerzaC
Noite	201.00	4,000	5
Sur	142.00	3,000	4
Oriente	62.00	1,000	2
Occidente	109.00	2,000	3

**Tabla 21 Transformación variable tamaño fuerza comercial.**

**Fuente: (El Autor, 2018)**



**Figura 24 Grafico de correlación entre tamaño de fuerza comercial y venta.**  
**Fuente: (El autor, 2018)**

La elaboración de la matriz de correlación por el método de Pearson entre el tamaño de la fuerza comercial y la venta de la zona, muestra un alto nivel de relación entre las dos variables, evidenciando que cuando se realice un lanzamiento al mercado, esta variable puede marcar la pauta en el volumen de venta que tendrá el producto nuevo en cada zona.



## 7. CONSTRUCCIÓN DEL MODELO Y ELABORACIÓN DE LOS PRONÓSTICOS DE LA DEMANDA

La preparación del modelo predictivo escogido para la generación de los pronósticos de la demanda de corto plazo para los lanzamientos se realizó con base en los análisis de los drivers logísticos, de mercado y comerciales que se desarrollaron en el capítulo anterior. La naturaleza multi-variada del modelo es fundamental para el ensamble y el mejor aprovechamiento de todas las variables de entrada que se observara en la calidad de las predicciones. Para abordar la regresión multivariada fue necesario entender los requisitos y limitaciones de la metodología para su correcta aplicación.

### 7.1 Formulación

La forma matemática general, que representa la modelación es la siguiente ecuación de regresión lineal multivariada:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k$$

Donde:

- Y es la variable dependiente, que para efectos del modelo será el pronóstico de la demanda diario, por zona de cada producto nuevo lanzado al mercado.
- Los  $X_1 \dots X_n$ , representan las variables independientes o explicativas de la formulación, para este caso, son los drivers de mercadeo, comercial y logística que se analizaron en el capítulo anterior.
- Los coeficientes  $\beta_1 \dots \beta_n$ , son los factores de regresión, que se calcularon en función de los pesos representativos de los drivers y serán un componente dinámico de la modelación.

## 7.2 Análisis factorial

En la elaboración de un modelo que parte de un conjunto amplio de variables, como es el caso, se pueden presentar interacciones comunes entre ellas, que difícilmente son observables y que al ser detectadas, podrían ayudar a resumir el modelo de pronósticos con una pérdida mínima de información. En este aspecto se realizó un análisis de factorial que contiene todas las variables independientes a nivel logístico, de mercado y comerciales.

El análisis matemático se calcula de la siguiente manera:

$$X_{ij} = \sum_{i=1}^n \cdot \sum_{j=1}^n a_{ij} * F_{ij} + d_i * U_{ij}$$

Donde:

$X_{ij}$ : es el valor normalizado de la variable “i” para el producto “j”.

$F_{ij}$ : Valor de la variable “i” en el producto “j”.

$a_{ij}$ : Relación entre la variable “i” y producto “j”.

$d_i$ : Característica de la variable “i”.

$U_{ij}$ : Interacción entre la variable “i” y el producto “j”

### 7.2.1 Análisis de componentes principales

Antes de realizar este tipo de análisis se realizaron dos pruebas estadísticas para determinar la conveniencia de realizar este tipo de estudios sobre los datos: Pruebas de Esfericidad de Bartlett y el índice de KMO (Kaiser – Meyer - Olkin).

#### 7.2.1.1 Test de esfericidad de Barlett

El cálculo matemático se realiza de la siguiente manera:

$$B = - \left( n - 1 - \frac{2p + 5}{6} \right) * LN |R^*|$$

Donde:

P: es el número de variables

R: es el determinante de la matriz de correlaciones muestrales.

### 7.2.1.2 Índice KMO (Kaiser – Meyer – Olkin)

$$KMO = \frac{\sum \cdot \sum_{i \neq j} R_{ji}^2}{2 \sum \cdot \sum_{i \neq j} R_{ji}^2 + \sum \cdot \sum_{i \neq j} a_{ji}^2}$$

Donde:

$R_{ji}$ : Coeficiente de correlación observada entre las variables j y i

$a_{ji}$ : Coeficiente de correlación parcial observada entre las variables j y i

### 7.2.1.3 Resultado de pruebas estadísticas de Barlett y KMO

El índice KMO es de 0,776 y la significancia de la prueba de Barlett es 0,000 lo que indica que bajo estos dos parámetros, existen correlaciones entre las variables en análisis y es conveniente realizar un análisis factorial.

Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo		,776
Prueba de esfericidad de Bartlett	Aprox. Chi-cuadrado	69419,733
	gl	120
	Sig.	,000

**Tabla 22 Resultados pruebas de Barlett y KMO.**  
Fuente: (El Autor, 2018)

## 7.2.2 Análisis de componentes principales

La extracción de los factores se realiza a partir del método de análisis de componentes principales en SPSS, arrojando los siguientes resultados.

## 7.2.2 Matriz de correlaciones

**Matriz de correlaciones**

	Locación	Inv.Inicial	Tec.Producto	Trade	Precio	Incentivos	Cobertura	Mix2015	Mix2016	Mix2017	Rutas	FillRate	ICE	Marca	Categoría	Ventas	
Correlación	Locación	1,000	-,379	-,026	-,369	-,381	-,345	-,629	-,286	-,284	-,288	-,773	-,115	,585	,019	,045	-,331
	Inv.Inicial	-,379	1,000	,109	,938	,227	,954	,687	,582	,587	,596	,435	,208	-,404	-,057	-,190	,313
	Tec.Producto	-,026	,109	1,000	,102	-,007	,146	-,084	-,168	-,155	-,149	,014	,012	-,026	-,468	-,100	-,183
	Trade	-,369	,938	,102	1,000	,275	,935	,720	,719	,727	,735	,426	,206	-,397	-,152	-,260	,499
	Precio	-,381	,227	-,007	,275	1,000	,253	,547	,379	,373	,381	,473	,212	-,437	,067	-,053	,444
	Incentivos	-,345	,954	,146	,935	,253	1,000	,615	,534	,545	,557	,399	,191	-,373	-,122	-,284	,358
	Cobertura	-,629	,687	-,084	,720	,547	,615	1,000	,753	,745	,749	,774	,370	-,720	,044	-,170	,657
	Mix2015	-,286	,582	-,168	,719	,379	,534	,753	1,000	,999	,999	,349	,178	-,337	-,090	-,354	,792
	Mix2016	-,284	,587	-,155	,727	,373	,545	,745	,999	1,000	1,000	,345	,176	-,333	-,109	-,369	,792
	Mix2017	-,288	,596	-,149	,735	,381	,557	,749	,999	1,000	1,000	,351	,179	-,338	-,114	-,376	,794
	Rutas	-,773	,435	,014	,426	,473	,399	,774	,349	,345	,351	1,000	,555	-,912	-,011	-,024	,404
	FillRate	-,115	,208	,012	,206	,212	,191	,370	,178	,176	,179	,555	1,000	-,616	-,009	-,021	,207
	ICE	,585	-,404	-,026	-,397	-,437	-,373	-,720	-,337	-,333	-,338	-,912	-,616	1,000	,019	,046	-,405
	Marca	,019	-,057	-,468	-,152	,067	-,122	,044	-,090	-,109	-,114	-,011	-,009	,019	1,000	,521	-,073
	Categoría	,045	-,190	-,100	-,260	-,053	-,284	-,170	-,354	-,369	-,376	-,024	-,021	,046	,521	1,000	-,325
	Ventas	-,331	,313	-,183	,499	,444	,358	,657	,792	,792	,794	,404	,207	-,405	-,073	-,325	1,000

**Tabla 23 Matriz de correlaciones variables de entrada.  
Fuente: (El Autor, 2018)**

## 7.2.3 Matrices anti - imagen

Matrices anti-imagen

	Locación	Inv.Inicial	Tec.Producto	Trade	Precio	Incentivos	Cobertura	Mix2015	Mix2016	Mix2017	Rutas	FillRate	ICE	Marca	Categoría	Ventas	
Covarianza anti-imagen	Locación	,219	,007	,019	,003	,010	-.004	-.005	4,195E-5	,000	,000	,075	-.161	,061	,012	-.034	,025
	Inv.Inicial	,007	,029	-.013	-.004	,015	-.018	-.007	-.001	-6,018E-5	,000	,002	-.003	,003	,005	-.012	,042
	Tec.Producto	,019	-.013	,613	-.015	-.038	,014	-.021	,002	,000	-.001	,023	-.027	,018	,192	-.059	,013
	Trade	,003	-.004	-.015	,037	,000	-.015	-.006	,000	,000	,000	,002	-.004	-.003	,032	-.034	-.007
	Precio	,010	,015	-.038	,000	,412	,003	-.030	-.002	,002	-.003	,004	-.004	,004	,011	-.108	,025
	Incentivos	-.004	-.018	,014	-.015	,003	,020	,002	,001	,000	-.001	,001	,001	,000	-.019	,016	-.019
	Cobertura	-.005	-.007	-.021	-.006	-.030	,002	,062	-.002	,000	-4,977E-5	-.025	,031	,005	-.015	,029	-.014
	Mix2015	4,195E-5	-.001	,002	,000	-.002	,001	-.002	,000	-8,530E-5	4,275E-5	,001	-.001	,000	-.003	-5,373E-5	-.002
	Mix2016	,000	-6,018E-5	,000	,000	,002	,000	,000	-8,530E-5	5,687E-5	-6,304E-5	-2,318E-5	-2,280E-6	,000	,001	-.001	,001
	Mix2017	,000	,000	-.001	,000	-.003	-.001	-4,977E-5	4,275E-5	-6,304E-5	8,132E-5	,000	,000	,000	,000	,002	,000
	Rutas	,075	,002	,023	,002	,004	,001	-.025	,001	-2,318E-5	,000	,052	-.066	,054	,015	-.029	,008
	FillRate	-.161	-.003	-.027	-.004	-.004	,001	,031	-.001	-2,280E-6	,000	-.066	,424	,016	-.021	,040	-.009
	ICE	,061	,003	,018	-.003	,004	,000	,005	,000	,000	,000	,054	,016	,126	,001	-.014	,022
	Marca	,012	,005	,192	,032	,011	-.019	-.015	-.003	,001	,000	,015	-.021	,001	,424	-.204	,008
	Categoría	-.034	-.012	-.059	-.034	-.108	,016	,029	-5,373E-5	-.001	,002	-.029	,040	-.014	-.204	,422	-.021
	Ventas	,025	,042	,013	-.007	,025	-.019	-.014	-.002	,001	,000	,008	-.009	,022	,008	-.021	,196
	Correlación anti-imagen	Locación	,703 <sup>a</sup>	,093	,053	,029	,032	-.061	-.044	,005	,030	-.041	,697	-.527	,369	,038	-.113
Inv.Inicial		,093	,794 <sup>a</sup>	-.097	-.106	,135	-.718	-.164	-.297	-.047	,188	,041	-.028	,056	,041	-.112	,560
Tec.Producto		,053	-.097	,587 <sup>a</sup>	-.101	-.075	,130	-.110	,165	,021	-.098	,128	-.052	,065	,376	-.116	,038
Trade		,029	-.106	-.101	,882 <sup>a</sup>	,001	-.536	-.127	,088	-.279	,283	,038	-.032	-.040	,256	-.270	-.084
Precio		,032	,135	-.075	,001	,710 <sup>a</sup>	,032	-.190	-.199	,506	-.520	,028	-.010	,019	,025	-.258	,089
Incentivos		-.061	-.718	,130	-.536	,032	,727 <sup>a</sup>	,059	,251	,340	-.516	,016	,008	-.004	-.205	,176	-.300
Cobertura		-.044	-.164	-.110	-.127	-.190	,059	,891 <sup>a</sup>	-.491	,204	-.022	-.436	,192	,054	-.095	,180	-.125
Mix2015		,005	-.297	,165	,088	-.199	,251	-.491	,829 <sup>a</sup>	-.593	,249	,207	-.082	-.020	-.253	-.004	-.181
Mix2016		,030	-.047	,021	-.279	,506	,340	-.204	-.593	,736 <sup>a</sup>	-.927	-.013	,000	,050	,135	-.214	,156
Mix2017		-.041	,188	-.098	,283	-.520	-.516	-.022	,249	-.927	,751 <sup>a</sup>	-.078	,038	-.054	-.044	,267	-.118
Rutas		,697	,041	,128	,038	,028	,016	-.436	,207	-.013	-.078	,715 <sup>a</sup>	-.443	,668	,098	-.194	,081
FillRate		-.527	-.028	-.052	-.032	-.010	,008	,192	-.082	,000	,038	-.443	,679 <sup>a</sup>	,070	-.050	,094	-.031
ICE		,369	,056	,065	-.040	,019	-.004	,054	-.020	,050	-.054	,668	,070	,837 <sup>a</sup>	,005	-.062	,142
Marca		,038	,041	,376	,256	,025	-.205	-.095	-.253	,135	-.044	,098	-.050	,005	,494 <sup>a</sup>	-.483	,027
Categoría		-.113	-.112	-.116	-.270	-.258	,176	,180	-.004	-.214	,267	-.194	,094	-.062	-.483	,609 <sup>a</sup>	-.075
Ventas		,123	,560	,038	-.084	,089	-.300	-.125	-.181	,156	-.118	,081	-.031	,142	,027	-.075	,867 <sup>a</sup>

a. Medidas de adecuación de muestreo (MSA)

Tabla 24 Matriz anti-imagen variables de entrada  
Fuente: (El Autor, 2018)

## 7.2.4 Comunalidades

<b>Comunalidades</b>		
	Inicial	Extracción
Locación	1,000	,559
Inv.Inicial	1,000	,970
Tec.Producto	1,000	,648
Trade	1,000	,966
Precio	1,000	,428
Incentivos	1,000	,928
Cobertura	1,000	,911
Mix2015	1,000	,957
Mix2016	1,000	,959
Mix2017	1,000	,963
Rutas	1,000	,944
FillRate	1,000	,419
ICE	1,000	,871
Marca	1,000	,831
Categoría	1,000	,662
Ventas	1,000	,808

**Tabla 25 Comunalidades variables de entrada**  
Fuente: (El Autor, 2018)

## 7.2.5 Matrices de componente y componente rotado

<b>Matriz de componente<sup>a</sup></b>				
	Componente			
	1	2	3	4
Cobertura	,927	-,211	,082	,024
Mix2017	,873	,360	,251	-,088
Mix2016	,867	,361	,261	-,090
Mix2015	,866	,348	,280	-,087
Trade	,856	,224	-,214	,371
Inv.Inicial	,779	,115	-,281	,520
Incentivos	,757	,163	-,340	,461
Ventas	,750	,158	,333	-,332
Rutas	,696	-,652	-,136	-,129
ICE	-,662	,621	,136	,168
Locación	-,569	,468	,123	,033
Precio	,525	-,290	,154	-,211
Categoría	-,329	-,504	,280	,471
FillRate	,379	-,473	-,111	-,199
Tec.Producto	-,034	,048	-,799	-,080
Marca	-,111	-,367	,655	,505

Método de extracción: análisis de componentes principales.

a. 4 componentes extraídos.

**Tabla 26 Matriz de Componente variables de entrada**  
Fuente: (El Autor, 2018)

### Matriz de componente rotado<sup>a</sup>

	Componente			
	1	2	3	4
Mix2015	,890	,166	,369	-,025
Mix2016	,888	,160	,377	-,046
Mix2017	,886	,165	,385	-,053
Ventas	,839	,313	,072	-,040
Rutas	,128	,939	,214	,008
ICE	-,133	-,907	-,174	,022
Locación	-,104	-,698	-,245	-,012
FillRate	,041	,644	,015	-,051
Cobertura	,537	,641	,453	,080
Precio	,358	,543	,021	,067
Inv.Inicial	,236	,223	,929	-,035
Incentivos	,233	,196	,905	-,127
Trade	,419	,206	,858	-,109
Marca	-,069	,011	-,005	,909
Categoría	-,454	,065	-,035	,672
Tec.Producto	-,386	,074	,230	-,664

Método de extracción: análisis de componentes principales.

Método de rotación: Varimax con normalización Kaiser.

a. La rotación ha convergido en 6 iteraciones.

**Tabla 27 Matriz de Componente Rotado variables de entrada**  
Fuente: (El Autor, 2018)

## 7.2.6 Varianza total explicada

Componente	Varianza total explicada								
	Autovalores iniciales			Sumas de extracción de cargas al cuadrado			Sumas de rotación de cargas al cuadrado		
	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado
1	7,387	46,167	46,167	7,387	46,167	46,167	4,178	26,113	26,113
2	2,268	14,178	60,345	2,268	14,178	60,345	3,631	22,693	48,806
3	1,801	11,256	71,601	1,801	11,256	71,601	3,247	20,294	69,100
4	1,369	8,553	80,155	1,369	8,553	80,155	1,769	11,055	80,155
5	,931	5,820	85,974						
6	,723	4,516	90,491						
7	,554	3,465	93,956						
8	,326	2,035	95,991						
9	,250	1,561	97,552						
10	,211	1,321	98,872						
11	,090	,563	99,435						
12	,041	,256	99,691						
13	,032	,197	99,889						
14	,017	,109	99,998						
15	,000	,002	100,000						
16	3,393E-5	,000	100,000						

Método de extracción: análisis de componentes principales.

**Tabla 28 Varianza total explicada**  
Fuente: (El Autor, 2018)

### 7.2.7 Análisis de resultados de los componentes principales

En la matriz de correlación es posible observar índices que muestran gran asociación entre variables. Los más importantes son los siguientes:

- **Inversión Inicial:** Inversión en trade Marketing (0.938) e Incentivos (0.954).
- **Inversión en Trade Marketing:** Incentivos (0.935).
- **Cobertura:** Tamaño fuerza comercial (0,774), Mix de ventas 2015 (0,753), Mix de ventas 2017 (0,749), Mix de ventas 2016 (0,745) e Inversión en trade marketing (0,720).
- **Mix de ventas 2017:** Mix de ventas 2016 (1,000) y Mix de ventas 2015 (0,999).

Respecto a las asociaciones inversas, las más importantes son las siguientes:

- **Tamaño de fuerza comercial:** Locación (-0,721) y Ejecución de trade marketing (-0,907).
- **Cobertura:** Locación (-0,613) y Ejecución de trade marketing (-0,730).

Observando las comunalidades, hay dos variables con un nivel bajo de explicación de la varianza para las que se evaluó su eliminación, las cuales son:

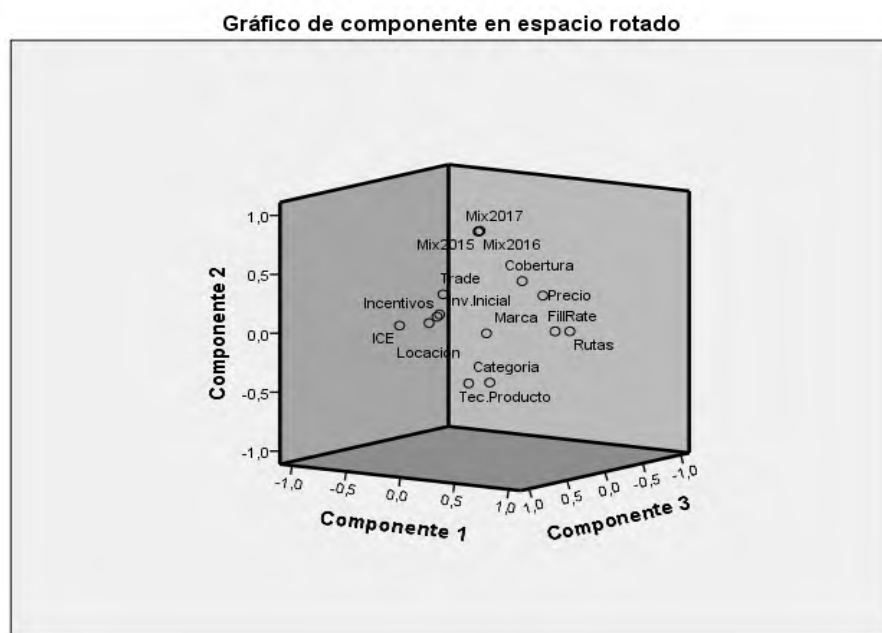
- **Precio:** Extracción (0,424).
- **Fillrate:** Extracción (0,428).

En la matriz de la varianza explicada, se observa que el 80,5% de la varianza es explicada por cuatro factores y en la matriz de componente rotados por el método Varimax, indica la agrupación de las variables en cada factor:



- **Factor 1:** Tamaño de fuerza comercial, ejecución de trade marketing, locación, cobertura, Fillrate y Precio.
- **Factor 2:** Mix de venta 2015, Mix de venta 2016 y Mix de venta 2017.
- **Factor 3:** Inversión inicial, Incentivos comerciales e inversión en trade.
- **Factor 4:** Marca, Categoría y Tecnología del producto.

En el gráfico de componente de espacio rotado se puede observar la distribución característica de las variables.



**Figura 25 Grafico de componente de espacio rotado**  
Fuente: (El autor, 2018)

Tomando como referencia los resultados del análisis factorial se realiza eliminación de las siguientes variables:

- **Inversión en Trade Marketing:** alta correlación con la variable inversión inicial e incentivos.
- **Incentivos:** alta correlación con la variable inversión inicial e inversión en trade marketing.
- **Locación:** alta correlación con tamaño de fuerza comercial.
- **Mix de ventas 2015:** alta correlación con las variables mix de ventas 2016 y mix de ventas 2017.
- **Mix de ventas 2016:** alta correlación con la variable mix de ventas 2015 y mix de ventas 2016.
- **Precio:** Bajo nivel de explicación de la varianza, representado en las comunalidades.
- **Fillrate:** Bajo nivel de explicación de la varianza, representado en las comunalidades.

Con la eliminación de estas variables, se calculó nuevamente la matriz de explicación de la varianza y la matriz de componente rotado, obteniendo la disminución de un factor y la explicación de la varianza en un 80,29%.

Componente	Varianza total explicada								
	Total	Autovalores iniciales		Sumas de extracción de cargas al cuadrado			Sumas de rotación de cargas al cuadrado		
		% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado
1	3,474	43,425	43,425	3,474	43,425	43,425	2,992	37,394	37,394
2	1,771	22,137	65,562	1,771	22,137	65,562	1,835	22,940	60,335
3	1,178	14,731	80,292	1,178	14,731	80,292	1,597	19,957	80,292
4	,753	9,408	89,700						
5	,354	4,430	94,130						
6	,302	3,776	97,906						
7	,108	1,347	99,252						
8	,060	,748	100,000						

Método de extracción: análisis de componentes principales.

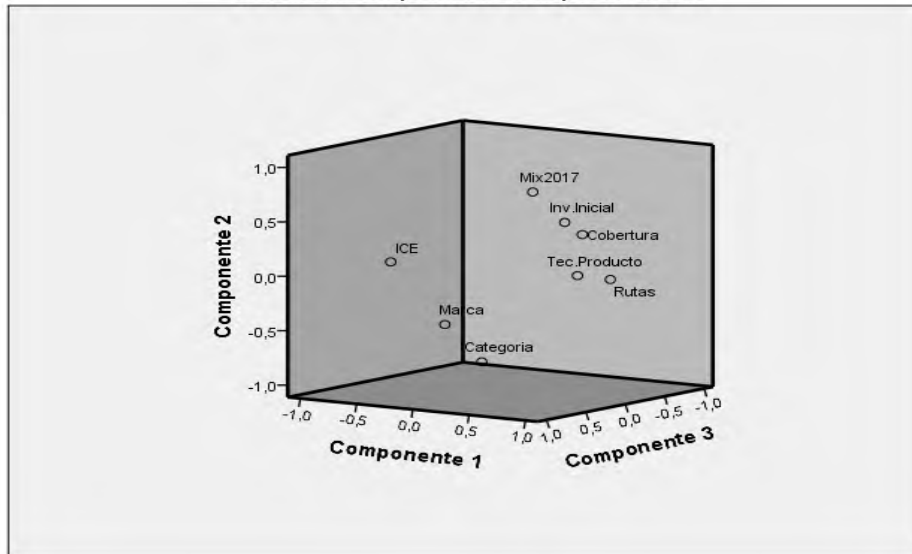
**Tabla 29 Matriz varianza total explicada (segunda corrida)**  
**Fuente: (El Autor, 2018)**

**Matriz de componente rotado<sup>a</sup>**

	Componente		
	1	2	3
Rutas	,947	,012	-,043
ICE	-,928	,000	,067
Cobertura	,840	,443	,159
Inv.Inicial	,576	,505	,006
Mix2017	,416	,795	,183
Categoría	,097	-,770	,374
Tec.Producto	,088	-,156	-,853
Marca	,077	-,366	,814

**Tabla 30 Matriz de componente rotado (segunda corrida)**  
**Fuente: (El Autor, 2018)**

**Gráfico de componente en espacio rotado**



**Figura 26 Gráfico de componente de espacio rotado (Segunda corrida)**  
**Fuente: (El autor, 2018)**

Finalmente, en la segunda corrida del modelo se definieron tres factores, disminuyendo en comparación con el ejercicio inicial. La distribución de las variables se puede observar en la nueva matriz de componente rotado y en el gráfico de componente en espacio rotado.

### 7.3 Supuestos estadísticos

#### 7.3.1 Prueba de autocorrelación de Durbin Watson

El estadístico es utilizado para detectar la presencia de autocorrelación en una serie de datos y se calcula de la siguiente manera:

$$d = \frac{\sum_{i=2}^{T-1} (\epsilon_i - \epsilon_{i-1})^2}{\sum_{i=1}^{T-1} \epsilon_i^2}$$

Donde de  $\epsilon$  es el residuo estimado para el periodo  $t$

### 7.3.1.1 Resultado prueba de autocorrelación de Durbin Watson

Al efectuar las pruebas con los predictores establecidos inicialmente por el análisis factorial, y las variables determinadas por el software, el resultado es de 1,175, por lo que se puede inferir que hay una autocorrelación positiva leve en los residuos, sin embargo la prueba se cumple al ser mayor a uno e inferior a tres.

**Resumen del modelo<sup>c</sup>**

Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Durbin-Watson
1	,849 <sup>a</sup>	,721	,717	1121,26783	
2	,856 <sup>b</sup>	,734	,729	1098,14106	1,175

**Tabla 31 Prueba de Durbin - Watson**  
Fuente: (El Autor, 2018)

### 7.3.2 Diagnóstico de colinealidad

El diagnóstico de colinealidad se evalúa por medio de la prueba VIF que en español significa “factor de inflación de la varianza”, que se calcula de la siguiente manera:

$$FIV_{\square} = \frac{1}{1 - R_i^2}$$

Donde:  $R^2_{\square}$ , es el coeficiente de determinación de la ecuación de regresión.

### 7.3.2.1 Resultado diagnóstico de colinealidad

Al efectuar el diagnóstico de colinealidad se observa que la variable predictiva “Mix2017”, presenta un valor de 15,594, evidenciando que existe multicolinealidad para este caso. Sin embargo, al cuantificar el ajuste de las predicciones, y evaluar la eliminación de esta variable para no mantener este fenómeno, se observó un impacto negativo significativo, por lo que no se elimina del modelo.

Coeficientes <sup>a</sup>										
Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados			99,0% intervalo de confianza para B		Estadísticas de colinealidad	
		B	Error estándar	Beta	t	Sig.	Límite inferior	Límite superior	Tolerancia	VIF
1	(Constante)	11267,486	6734,034		1,673	,095	-6150,179	28685,151		
	Inv.Inicial	-6,553E-5	,000	-,799	-12,832	,000	,000	,000	,150	6,662
	Tec.Producto	-205,798	120,228	-,055	-1,712	,088	-516,771	105,174	,567	1,763
	Mix2017	30014,438	1730,428	1,652	17,345	,000	25538,664	34490,211	,064	15,594
	Rutas	-14,362	2,066	-,462	-6,951	,000	-19,707	-9,018	,131	7,611
	ICE	-158,896	99,789	-,074	-1,592	,112	-417,002	99,210	,267	3,749

a. Variable dependiente: Ventas

**Tabla 32 Diagnóstico de colinealidad**  
Fuente: (El Autor, 2018)

### 7.3.3 Pruebas de normalidad

#### 7.3.3.1 Test de Shapiro-Wilk

Esta prueba es utilizada para contrastar la normalidad de un conjunto de datos y se calcula de la siguiente manera:

$$W = \frac{\left(\sum_{i=1}^n a_i x_{(i)}\right)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

Donde:

$X_{[i]}$  es el  $i$ -ésima posición en la muestra organizada de mayor a menor, los  $a_{[i]}$  se calculan de la siguiente manera:

$$(a_1, \dots, a_n) = \frac{m^\top V^{-1}}{(m^\top V^{-1} V^{-1} m)^{1/2}}$$

Donde  $m_1 \dots m_n$  son los valores medios del estadístico ordenado, de variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas normalmente.

### 7.3.3.2 Prueba de Kolmogorov-Smirnov

Al igual que el test de Shapiro – Wilk, la prueba de Kolmogorov – Smirnov se utiliza para verificar la normalidad de un conjunto de datos, y se calcula de la siguiente manera:

$$F_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \begin{cases} 1 \\ 0 \end{cases}$$

Para 1 si  $y_i \leq x$

### 7.3.3.3 Resultado del test de Shapiro – Wilk y la prueba de Kolmogorov-Smirnov

Con un  $\alpha$  de 99% para las dos pruebas, se rechaza la hipótesis nula, por lo que los sets de datos no cumplen este principio.

Pruebas de normalidad						
	Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup>			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Inv.Inicial	,323	2124	,000	,414	2124	,000
Rutas	,296	2124	,000	,815	2124	,000
Mix2017	,354	2124	,000	,408	2124	,000
Tec.Producto	,274	2124	,000	,862	2124	,000
Cobertura	,231	2124	,000	,734	2124	,000
ICE	,199	2124	,000	,838	2124	,000
Marca	,323	2124	,000	,640	2124	,000
Categoría	,289	2124	,000	,763	2124	,000

a. Corrección de significación de Lilliefors

**Tabla 33 Pruebas de normalidad**  
Fuente: (El Autor, 2018)

En búsqueda de ajustar los datos a la distribución normal, se realizaron cuatro transformaciones en función de los contrastes de asimetría y curtosis de cada variable. Se calculó el logaritmo natural, el logaritmo en base diez, el recíproco y el cuadrado de cada variable. Para los casos en que se identificó que la transformación incrementó el error de las predicciones, se mantuvo la variable original.

### 7.3.4 Prueba de homogeneidad de varianzas (Levene)

Se realiza la prueba de Levene para comprobar el supuesto de homogeneidad de varianzas de la muestra, esta prueba se calcula de la siguiente manera:

$$W = \frac{(N - k) \sum_{i=1}^k N_i (Z_{i.} - Z_{..})^2}{(k - 1) \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{N_i} (Z_{ij} - Z_{i.})^2}$$

Donde:

k: es el número de los diferentes grupos o bloques a los que pertenecen las variables.

N: número de casos o muestras en todos los grupos

$N_i$ : número de casos en el grupo o bloque i.

$Y_{ij}$ : es el valor de la variable medida para el j-esimo caso del bloque o grupo i-esimo.

$Z_{ij}$ : estadístico calculado entre el valor absoluto de la diferencia de  $Y_{ij}$  y la media y la mediana.

Del i-esimo grupo

#### 7.3.4.1 Resultado prueba de homogeneidad de varianzas (Levene)

El estadístico para las diferentes variables que componen el modelo de regresión, presentan un nivel de significancia de 1.0 como se observa en la tabla 38, por lo que se aprueba la hipótesis nula y se cumple el supuesto de homogeneidad de varianzas.

**Prueba de homogeneidad de varianza**

		Estadístico de Levene	gl1	gl2	Sig.
Inv.Inicial	Se basa en la media	,000	17	2106	1,000
	Se basa en la mediana	,000	17	2106	1,000
	Se basa en la mediana y con gl ajustado	,000	17	2106,000	1,000
	Se basa en la media recortada	,000	17	2106	1,000
Rutas	Se basa en la media	,000	17	2106	1,000
	Se basa en la mediana	,000	17	2106	1,000
	Se basa en la mediana y con gl ajustado	,000	17	2106,000	1,000
	Se basa en la media recortada	,000	17	2106	1,000

**Tabla 34 Prueba de homogeneidad de varianza (Levene)**  
**Fuente: (El Autor, 2018)**

La validación de los supuestos estadísticos permite ejecutar un procedimiento mas eficiente y reducir el sesgo en la mayor proporción posible, el modelo predictivo se evaluará en función de la minimización del error en los pronósticos de la demanda.

#### **7.4 Funcionalidad y parametrización del modelo predictivo.**

La correcta interacción entre la técnica de agrupación que determina los productos similares del portafolio y el modelo de regresión multivariado facilita el rendimiento con función predictiva de las variables logísticas, comerciales y de marketing para el cálculo de los pronósticos de la demanda de corto plazo de los productos nuevos. La construcción de las bases de datos de manera que integren de la mejor manera los drivers y las series de tiempo para la consolidación de un buen resultado.

##### **7.4.1 Construcción y alineación de las bases de entrada**

La información de los lanzamientos se organizó y se estructuró de tal manera que en las columnas se incluyera cada uno de los drivers del modelo. La información correspondiente a cada producto se puede visualizar en el horizonte planeación que a nivel operativo es de tres semanas dividido en seis días por cada una. En la Tabla 34 se puede observar la información correspondiente a cada día y para cada producto.



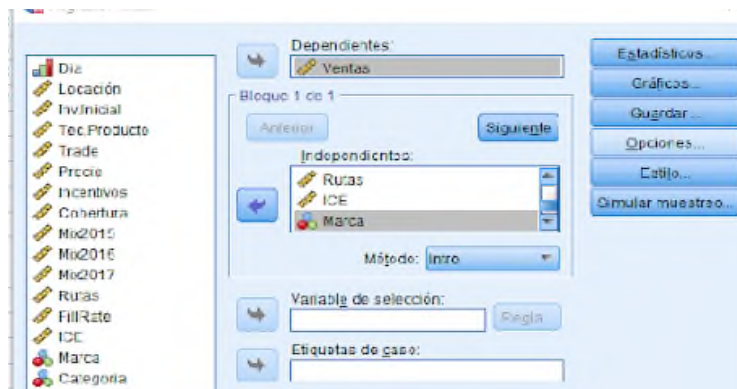
	Da	Locación	Inv.Inicial	Tec.Producto	Trade	Precio	Incentivos	Cobertura	Mix2015	Mix2016	Mix2017	Rutas	FillRate	ICE	Marca	Categoría
1	1	1	8901202	4	20027705	,178024	13351804	,22776	,00000	,00000	,00113	201	,309274	54,05	19	5
2	2	1	8901202	4	20027705	,178024	13351804	,22776	,00000	,00000	,00113	201	,309274	54,05	19	5
3	3	1	8901202	4	20027705	,178024	13351804	,22776	,00000	,00000	,00113	201	,309274	54,05	19	5
4	4	1	8901202	4	20027705	,178024	13351804	,22776	,00000	,00000	,00113	201	,309274	54,05	19	5
5	5	1	8901202	4	20027705	,178024	13351804	,22776	,00000	,00000	,00113	201	,309274	54,05	19	5
6	6	1	8901202	4	20027705	,178024	13351804	,22776	,00000	,00000	,00113	201	,309274	54,05	19	5
7	7	1	8901202	4	20027705	,178024	13351804	,22776	,00000	,00000	,00113	201	,309274	54,05	19	5
8	8	1	8901202	4	20027705	,178024	13351804	,22776	,00000	,00000	,00113	201	,309274	54,05	19	5
9	9	1	8901202	4	20027705	,178024	13351804	,22776	,00000	,00000	,00113	201	,309274	54,05	19	5
10	10	1	8901202	4	20027705	,178024	13351804	,22776	,00000	,00000	,00113	201	,309274	54,05	19	5

**Tabla 35 Vista base de datos principal**  
Fuente: (El autor, 2018)

Para mantener el concepto de linealidad de la regresión, se ajustaron las variables de forma que cada driver se mantenga constante durante los 18 días, excepto las ventas, para las que se registró el correspondiente valor diario. Igualmente, todas las variables se acondicionaron y transformaron de acuerdo a la necesidad, en caso de no ser numéricas o ser categóricas para su inclusión en el modelo.

#### 7.4.2 Parámetros de entrada

En el software, se estableció la variable “Ventas”, como el componente dependiente y los drivers que fueron escogidos durante el análisis factorial como independientes como se muestra en la Figura 45.



**Figura 27 Parámetros de entrada de la regresión**  
Fuente: (El autor, 2018)

Por otro lado, cuando se realizó la regresión por el método por pasos, se utilizó el valor  $p$  como parámetro de eliminación, tomando como valor mínimo 0,1. Esto se realizó con el objetivo de disminuir el ruido en el modelo con variables que no aportan significativamente a las predicciones. Por otra parte, la inclusión de las series de los productos similares se realizó con base en la agrupación del portafolio, según las características del lanzamiento y los componentes representativos.

## 8. MEDICIÓN DE LAS PREDICCIONES DE LOS LANZAMIENTOS Y LIMITACIONES PRINCIPALES.

Las predicciones se evaluaron con las medidas de desempeño MAE, RMSE y MAPE descritas a continuación, que son fácilmente identificables y cuantificables tanto en el sector industrial como en la academia. Las comparaciones se realizaron entre los pronósticos generados por la metodología propuesta y los pronósticos emitidos por las compañías que realizaron los lanzamientos.

Específicamente, el proceso de medición evalúa el rendimiento del pronóstico emitido por cada día, respecto a la venta del día puntual para los primeros 18 días de introducción del producto en el mercado. Así mismo las medidas de desempeño representan el comportamiento consolidado para cada lanzamiento por separado para este mismo horizonte.

### 8.1 Medidas de desempeño de pronóstico.

#### 8.1.1 MAE (error medio absoluto)

Esta medida de desempeño permite medir el error absoluto de las predicciones en comparación con el número de nodos de demanda que se estén verificando y se calcula de la siguiente manera:

$$\text{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n}$$

Donde:

$Y_i$  : venta del producto i

$X_i$  : pronóstico del producto i

n: cantidad de nodos de demanda en evaluación.

#### 8.1.2 MAPE (error medio absoluto en porcentaje)

El MAPE es una medida muy similar al MAE, pero se cuantifica en porcentaje, lo que permite dimensionar de una mejor manera el tamaño del error en comparación con la venta.

$$M = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right|$$

Donde:

$A_t$  : es la venta del producto t

$F_t$  : es el pronóstico del producto t

n: cantidad de nodos de demanda en evaluación.

### 8.1.3 RMSE (raíz del error medio al cuadrado)

Esta medida muestra una perspectiva diferente de los errores en los pronósticos y se calcula de la siguiente manera:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n}$$

$$RMSE = \sqrt{MSE}$$

Donde:

$e_i$  = error de la predicción.

n: cantidad de nodos de demanda en evaluación.

## 8.2 Comparativo por lanzamiento.

Se realizaron las pruebas en 11 lanzamientos abarcando las categorías más representativas y variables características del portafolio de productos que componen el sector de consumo masivo de bebidas no alcohólicas en el país. Los resultados de la metodología propuesta, cuantificados en las tres medidas de desempeño mencionadas, se compararon contra las predicciones que en su momento realizaron las compañías con sus métodos propios. El resumen de las medidas se puede

observar en la tabla número 40, las sigla MTP representa el resultado de la medida de desempeño en la metodología propuesta y la sigla EMP el desempeño del método utilizado por la empresas del sector.

Prueba	MAE MTP	MAE EMP	RMSE MTP	RMSE EMP	MAPE MTP	MAPE EMP
1	230	595	2395	6180	20,2%	52,2%
2	614	1218	6380	12655	30,4%	60,3%
3	263	1254	2734	13036	12,8%	61,2%
4	50	121	522	1261	18,4%	44,5%
5	45	227	471	2356	13,7%	68,7%
6	66	140	682	1452	15,2%	32,3%
7	102	232	1062	2406	28,6%	64,9%
8	30	126	316	1314	36,3%	100,0%
9	30	34	311	357	60,8%	69,7%
10	101	177	1047	1841	39,4%	69,3%
11	83	79	864	819	33,2%	31,5%

**Tabla 36 Comparativo metodología propuesta vs métodos empresariales propios**  
Fuente: (El autor, 2018)

Los lanzamientos que se evaluaron tienen las siguientes características numerizadas:

Prod ID	Marca Anoni	mililitros	Packing	Container Anoni	T.Container Anoni	Macro Categoría Anoni	Categoría Anoni	Rol Anoni
26	17	1500	12	7	1	0,5	6	1,2
44	15	400	12	7	1	0,5	2	0,5
81	14	500	12	7	1	0,5	2	1,2
85	21	1500	12	7	1	2	5	1,2
88	16	1500	12	7	1	0,5	6	1,2
93	14	192	30	8	0,5	0,5	2	0
101	15	500	12	7	1	0,5	2	0,5
105	14	250	12	7	1	0,5	2	0,5
106	48	250	12	7	1	0,5	6	0,5
107	52	250	12	7	1	0,5	6	0,5
110	15	250	12	7	1	0,5	2	0,5

**Tabla 37 Características de los lanzamientos evaluados**  
Fuente: (El autor, 2018)

## 8.3 Análisis de resultados

### 8.3.1 Análisis de resultados de entrada

La metodología propuesta inició con el análisis de las variables de entrada a nivel logístico, comercial y de mercadeo del sector de consumo masivo de bebidas no alcohólicas, que influyen el rendimiento de un lanzamiento en el mercado colombiano. Como se indicó en el capítulo de las generalidades, el sector es ampliamente dominado por dos compañías con más del 82% de la participación en el mercado en todas las categorías - Coca-Cola Femsa y Postobón lideran ampliamente el negocio de las bebidas no alcohólicas en el país.

El análisis de las distintas categorías como se ilustra en la Figura 3 y que componen este mercado, evidencian un dinamismo importante y un ambiente cambiante debido a las nuevas tendencias de consumo. Este tipo de factores vienen incrementando el nivel de incertidumbre y la dificultad para la proyección de los productos nuevos para estas compañías, que se pueden ver reflejados en la utilización inadecuada de recursos y en la pérdida de producto terminado tomando como referencia el componente perecedero de este sector.

En el estudio de las variables explicativas de entrada y la recolección de la información necesaria para efectuar la modelación, se definieron los parámetros y las herramientas para la elaboración de los pronósticos de la demanda en el corto plazo de los productos nuevos. Dadas las restricciones de información, teniendo en cuenta la sensibilidad de la misma para las compañías, se definió una población objetivo inicial de 21 productos nuevos de diferentes categorías y atributos del sector, para el análisis de las variables a nivel logístico, de mercadeo y comercial.

Los resultados observados, de la incidencia de cada variable entrada respecto a las series de tiempo de los lanzamientos en su fase inicial permitieron por medio del análisis factorial, aligerar el modelo de regresión multivariado generalizado, reduciendo de 15 variables explicativas a ocho y de cuatro factores a tres, manteniendo una explicación de la varianza superior al 80% como se observa en la Tabla 41

Componente	Varianza total explicada								
	Autovalores iniciales			Sumas de extracción de cargas al cuadrado			Sumas de rotación de cargas al cuadrado		
	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado
1	3,474	43,425	43,425	3,474	43,425	43,425	2,992	37,394	37,394
2	1,771	22,137	65,562	1,771	22,137	65,562	1,835	22,940	60,335
3	1,178	14,731	80,292	1,178	14,731	80,292	1,597	19,957	80,292
4	,753	9,408	89,700						
5	,354	4,430	94,130						
6	,302	3,776	97,906						
7	,108	1,347	99,252						
8	,060	,748	100,000						

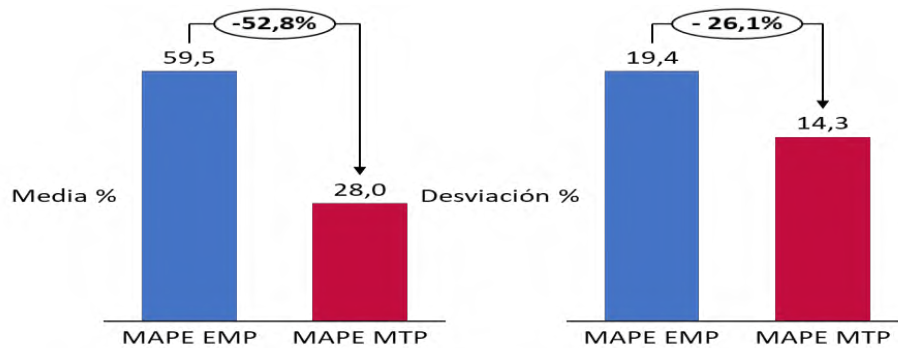
Método de extracción: análisis de componentes principales.

**Tabla 38 Varianza explicada modelo generalizado**

Fuente: (El autor, 2018)

### 8.3.2 Análisis de resultados de salida

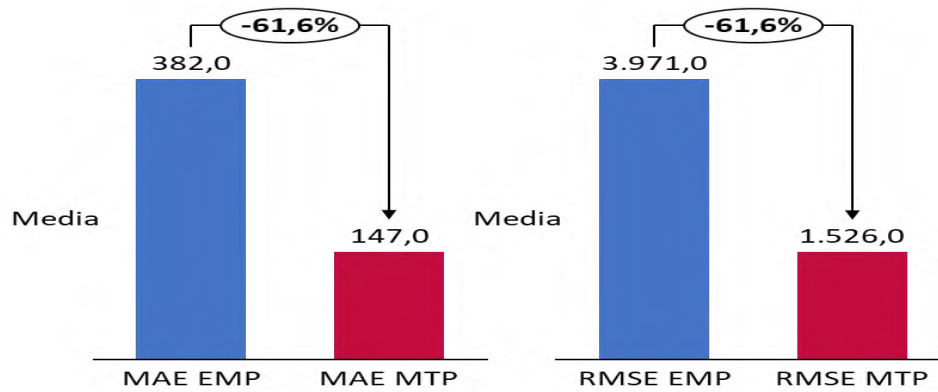
Una vez ajustada la base estadística inicial con el compendio de variables organizadas por día y por producto, se parametrizaron 11 lanzamientos de diferentes categorías y características en el software SPSS, en el módulo de regresión. Para cada corrida, la base se compone únicamente con los productos similares escogidos en el proceso de agrupación de acuerdo con la Tabla 3. Los resultados obtenidos a nivel general fueron los siguientes:



**Figura 28 Media y desviación estándar MAPE de las predicciones**

Fuente: (El autor, 2018)

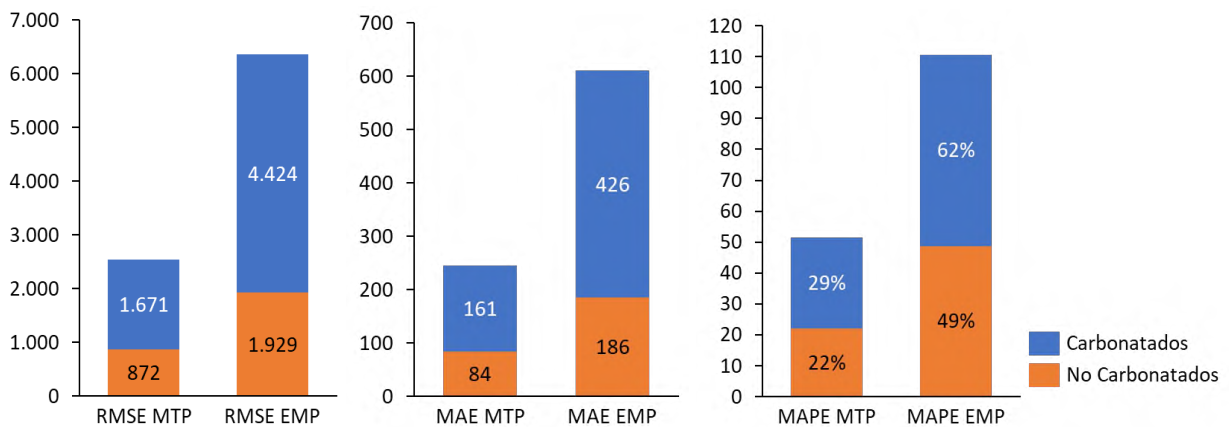
El MAPE promedio obtenido por las compañías para sus lanzamientos fue de 59,5%, el resultado obtenido por la metodología propuesta fue de 28%, generando una mejora del 52,8%. Respecto a la desviación estándar de los lanzamientos también se evidencia una mejora del 26,1% aproximado, representando una mayor consistencia en las predicciones.



**Figura 29 Media MAE y RMSE de las predicciones**  
Fuente: (El autor, 2018)

Observando el comparativo en las otras dos medidas de desempeño se evidencia una mejoría del 61,6% en la media promedio del MAE y del RMSE respectivamente.

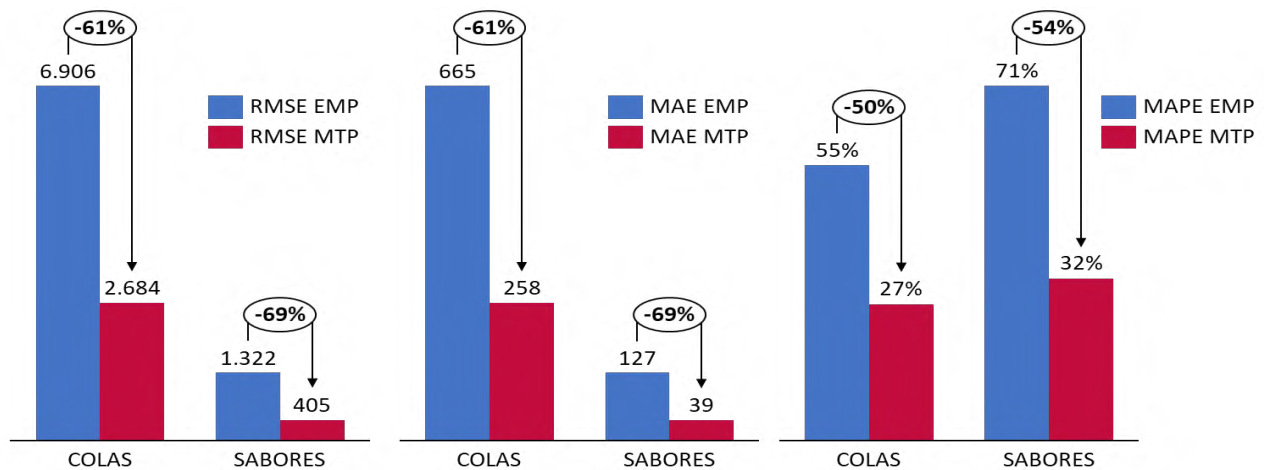
Realizando la desagregación por macro-categoría, específicamente entre bebidas carbonatadas y no carbonatadas, los resultados son bastante similares, con un mejoría leve en las bebidas no carbonatadas.



**Figura 30 Medidas de desempeño por macro categoría**  
Fuente: (El autor, 2018)

En el detalle de la macro categoría de bebidas carbonatadas, que es la más representativa del negocio se presentaron los siguientes resultados:

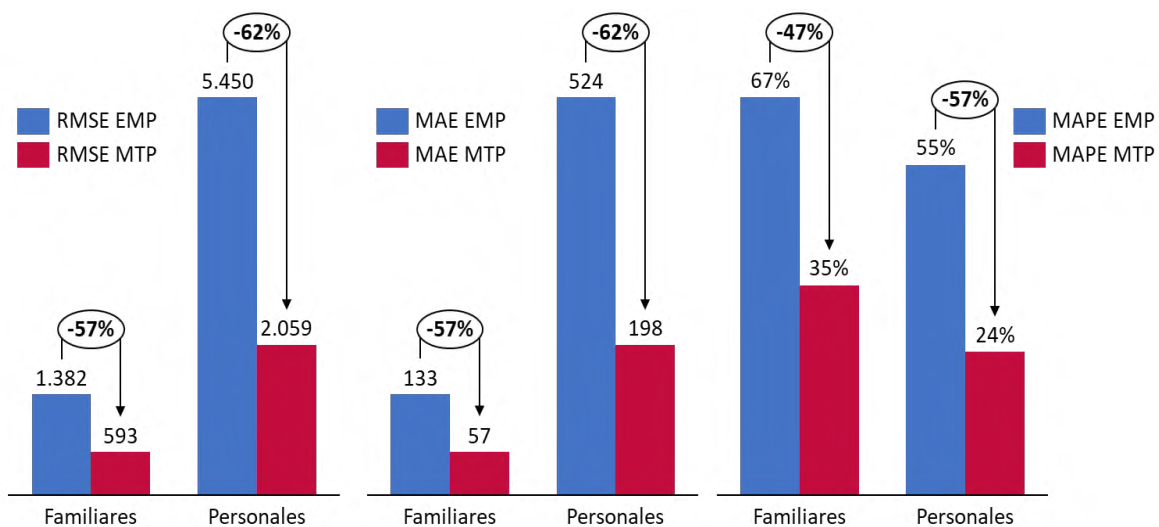




**Figura 31 Medidas de desempeño por categoría colas y sabores**  
Fuente: (El autor, 2018)

En las categorías de colas y sabores, se evidencian disminuciones importantes en los errores que se ven reflejadas en las tres medidas de desempeño. En el RMSE y MAE la disminución fue del 61% en colas y 69% en sabores, en el MAPE fue de 50% y 54% respectivamente.

En la verificación del rol en el mercado que cumplen los lanzamientos en el medio, específicamente si el producto nuevo es tamaño familiar o tamaño personal, se realizaron las mediciones.



**Figura 32 Medidas de desempeño empaques familiares y personales**  
Fuente: (El autor, 2018)

Las medidas de desempeño muestran mejores resultados en los productos de tamaño personal que en los familiares, y en ambos casos los resultados de la metodología propuesta son mejores que los utilizados por las empresas de este sector.

De los 11 lanzamientos probados con la metodología propuesta y comparados con las técnicas utilizadas por las principales empresas del sector, 10 mostraron mejores proyecciones y aproximaciones a las ventas reales de cada producto nuevo, generando un rendimiento de mejoramiento del 90,9% del total de los lanzamientos.

Las principales discrepancias que se evidencian en las proyecciones presentadas inicialmente por las compañías respecto a los lanzamientos están dadas en que en más del 81% de los casos se sobre estimaron los pronósticos de la demanda, generando consecuencias importantes en las cadenas de abastecimiento. Esto se da debido a la construcción parcializada de las predicciones por parte de las áreas encargadas de la ejecución de los lanzamientos.

#### **8.4 Limitaciones principales**

- El proceso de predicción de un producto altamente disruptivo en que se incurse en una nueva categoría, una nueva zona, un nuevo mercado y en general la mayoría de las variables que se tienen en cuenta en la metodología sean nuevas, podrían distorsionar hasta cierto punto, las analogías comportamentales en la fase inicial del lanzamiento que se buscan obtener de los productos similares y que se establecen en la metodología, impactando de manera significativa la calidad de los pronósticos.
- La medición y cuantificación de varias de las variables de entrada como son la cobertura, ejecución de trade marketing y participación en el mercado las realizan compañías externas o subcontratación a las empresas del sector en estudio, teniendo márgenes de error relativamente importantes y en determinado caso pueden afectar el resultado de la generación de los pronósticos de la demanda.

- La transformación de las variables y series de tiempo realizadas para la alineación de los drivers de entrada y el modelo predictivo en algunos de los casos pueden generar distorsión en los pronósticos generados, por lo cual se debe buscar un balance entre el cumplimiento de los principios estadísticos que exige la regresión multivariada para su óptimo funcionamiento y la eficiencia del modelo en términos de medidas de desempeño de las predicciones.

## 9. CONCLUSIONES

Las conclusiones del diseño y la construcción de la metodología para la generación de pronósticos de la demanda de productos nuevos del sector de consumo masivo de bebidas no alcohólicas en el país son las siguientes:

1. Una vez realizadas las pruebas con la metodología, se encontraron mejoras en la reducción del error promedio del 52,8% de los lanzamientos analizados en comparación con las técnicas utilizadas por las compañías del sector.
2. En el negocio de las bebidas no alcohólicas en el país, existen deficiencias en la integración de los actores y procesos principales encargados de gestionar los lanzamientos y la construcción de los pronósticos de la demanda de corto plazo de estos productos, esto se ve evidenciado en los altos errores de las predicciones realizadas por las principales empresas del sector en la actualidad.
3. La categorización del portafolio por medio de técnicas de agrupación no supervisadas, permitió segmentar y seleccionar los productos similares eficientemente como base de la metodología, referenciado claramente los atributos y las características más representativas de los productos.
4. La implementación de la metodología propuesta en cualquier empresa del sector en estudio en el país le representaría un incremento en la productividad en toda la cadena de abastecimiento de los productos nuevos, debido a la disminución de las diferencias entre los pronósticos de corto plazo y las ventas de estos productos en comparación con las técnicas que actualmente utilizan.
5. El estudio permitió evidenciar estadísticamente la incidencia de diferentes variables comerciales, logísticas y de marketing en el rendimiento de los lanzamientos de productos nuevos en el sector de consumo masivo de bebidas no alcohólicas en el país.

6. La integración de técnicas cualitativas y cuantitativas para la generación de pronósticos de la demanda de productos nuevos, facilitan el acondicionamiento y ajuste de los drivers de entrada y la alineación con el modelo analítico, estadístico o matemático predictivo escogido.
7. La generalidad de las investigaciones consultadas en las diferentes bases de datos académicas del mundo, acerca de la elaboración de pronósticos de la demanda de productos nuevos, se centralizan en el análisis cuantitativo o en la implementación de modelos ya sea matemáticos, estadísticos o analíticos, dejando un fuerte vacío en el análisis cualitativo de las variables de entrada o drivers, fundamentales para la construcción de un modelo de pronósticos.
8. La elaboración de los pronósticos de la demanda de productos nuevos, tienen una incidencia directa en el desempeño las cadenas de abastecimiento de las compañías de consumo masivo de bebidas no alcohólicas del país y un impacto en los costos indirectos de fabricación.

## 10. RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS

1. Las características de la metodología propuesta permiten una fácil implementación en otros sectores de la economía, como el negocio de bebidas alcohólicas, así como el sector de alimentos de alta rotación que tienen características similares y una dinámica importante de sus portafolios.
2. La metodología propuesta trabaja sobre un horizonte de planeación de corto plazo, una extensión colaborativa en el mediano y largo plazo como ampliación de un proceso de S&OP se convertiría un desarrollo aplicable en procesos más estructurados y estratégicos de una compañía de consumo masivo en Colombia.
3. Se debe seguir trabajando en cerrar la brecha entre la academia y el sector industrial real, que permitan canalizar de mejor manera las necesidades del medio colombiano y trabajar en su solución desde el enfoque ingenieril a nivel de maestría.
4. Es importante seguir desarrollando estudios que permitan continuar mejorando la interpretación del mercado colombiano de consumo masivo de bebidas no alcohólicas, y por ende la disminución del error en la generación de pronósticos de productos nuevos de este sector en el país.
5. la ampliación de la propuesta en términos de internacionalización es altamente factible de acuerdo con las similitudes del mercado de consumo masivo de bebidas no alcohólicas colombiano y el de países del norte Latinoamérica y centro américa.
6. La automatización de la metodología en un aplicativo, permitirá la generación de una interfaz más sencilla para diferentes tipos de usuarios y la facilitaria la implementación en la industria.

## 11. REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- Abdul, Z. M., Gómez Montoya, R., A., y Fernández Henao, S., A. (2011). La planeación de la Demanda como requisito para la gestión de las cadenas de suministro en las empresas en Colombia, *Politécnica*, 11-24.
- Adams, M. (2004). The PDMA Foundation's Comparative Performance Assessment Study (CPAS) Results. Comparative Performance Assessment Conference, New Orleans, LA, Product Development Management Association (PDMA).
- Aksoy, A., Öztürk, N., y Sucky, E. (2014). Demand forecasting for apparel manufacturers by using neuro-fuzzy techniques. *Journal of Modelling in Management*, 9(1), 18-35.
- Asociación Nacional de Empresarios de Colombia (2014). *Andi mas pais*.  
<http://www.andi.com.co>
- Assmus, G. (1984). New product forecasting. *Journal of Forecasting (Pre-1986)*, 3(2), 121.
- Biotrendies (2017), *Bebidas isotónicas para una rehidratación máxima*, <https://biotrendies.com/bebidas-isotonicas-para-una-rehidratacion-maxima.html>
- Bolton, L. E. (2003). Stickier priors: The effects of nonanalytic versus analytic thinking in new product forecasting. *JMR, Journal of Marketing Research*, 40(1), 65-79.
- Braimllari (Spaho, A., y Sala, E. (2016). Modeling and forecasting of food imports in albania. *Albanian Journal of Agricultural Sciences*, 15(4), 200-205.
- Bulger, S. (2012). 5 tips to help you forecast sales this holiday season. *Multichannel Merchant*.
- Cardoso, T., Oliveira, M., Barbosa-póvoa, A., y Nickel, S. (2012). Modeling the demand for long-term care services under uncertain information. *Health Care Management Science*, 15(4), 385-412.
- Chen, A., & Blue, J. (2010). Performance analysis of demand planning approaches for

- aggregating, forecasting and disaggregating interrelated demands. *International Journal of Production Economics*, 128(2), 586.
- Chen, T. (2011). Forecasting the taiwan stock market with a stock trend recognition model based on the characteristic matrix of a bull market. *African Journal of Business Management*, 5(23), 9947-9960.
- Chin-Tsai, L., y Pi-Fang, H. (2002). Forecast of non-alcoholic beverage sales in taiwan using the grey theory. *Asia Pacific Journal of Marketing and Logistics*, 14(4), 3-12.
- Christopher, M, Lowson, R, y Peck, H. (2004). Creating agile supply chains in the fashion Industry. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 32(8), 367–376.
- Coca Cola Company (2011), *Cronicas de Coca Cola, El Nacimiento de una idea refrescante*, <http://journey.coca-cola.com/historias/la-cronica-de-coca-cola-el-nacimiento-de-una-idea-refrescante>.
- Coca Cola Company (2018), *Innovation and Marketing Teams Unite to bring Consumers around the World Coca-Cola Zero Sugar*, <https://www.coca-colacompany.com/stories/santiago-bargagna>
- Cruz, M. L., y Castro, R. P. (2013). ¿Hay verdadera innovación en los lanzamientos de nuevos Productos? Factores relevantes de éxito y fracaso en el caso colombiano. *Estudios Gerenciales*, 28(EE), 263-280.
- Deloitte (2017), *Consumer Product Trends Navigating 2020*, <https://www2.deloitte.com/pe/es/pages/consumer-business/articles/tendenciasconsumomasivo.html>
- Diario la Republica (2015), *En promedio, cada colombiano gasta \$178.000 en gaseosas al año*, <https://www.larepublica.co/empresas/en-promedio-cada-colombiano-gasta-178000-en-gaseosas-al-ano-2295226>
- El Heraldo (2015), *Las bebidas no alcoholicas mueven 3,5 Billones al año*,



<https://www.elheraldo.co/economia/las-bebidas-no-alcoholicas-mueven-35-billones-al-ano-225111>.

El Tiempo (2015), Movidas Empresariales: Grupo Postobón compró negocio de té Hatsu.

<http://www.eltiempo.com/archivo/documento/CMS-16347336>

El Tiempo (2017), Estas son las tendencias de consumo en el 2017, <http://www.eltiempo.com/economia/finanzas-personales/tendencias-de-consumo-en-2017-36324>.

Euromonitor Internacional (2016), Negocio regional de Gaseosas <http://www.euromonitor.com>

Garro, A. (2011). New product demand forecasting and distribution optimization: a case study at Zara (Doctoral dissertation, Massachusetts Institute of Technology). 4-5,10

Gatorna, J (2009), Supply Chains Totalmente Flexibles, Cadenas de Abastecimiento Dinamicas 158(8),160.

Goodwin, P., Meeran, S., y Dyussekeneva, K. (2014). The challenges of pre-launch forecasting of adoption time series for new durable products. *International Journal of Forecasting*, 30(4), 1082.

GS1, Logyca y Proexport. (2009). Resultados del autodiagnóstico logístico para empresas Exportadoras. Bogotá.

Hill, S., Jr. (1999). Demand planning comes of age. *Manufacturing Systems* Wheaton, 17(2), 61-64.

Hübner, A., H., Kuhn, H., y Sternbeck, M. G. (2013). Demand and supply chain planning in grocery retail: An operations planning framework. *International Journal of Retail y Distribution Management*, 41(7), 512-530.

Hyndman, R. J., y Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22(4), 679.

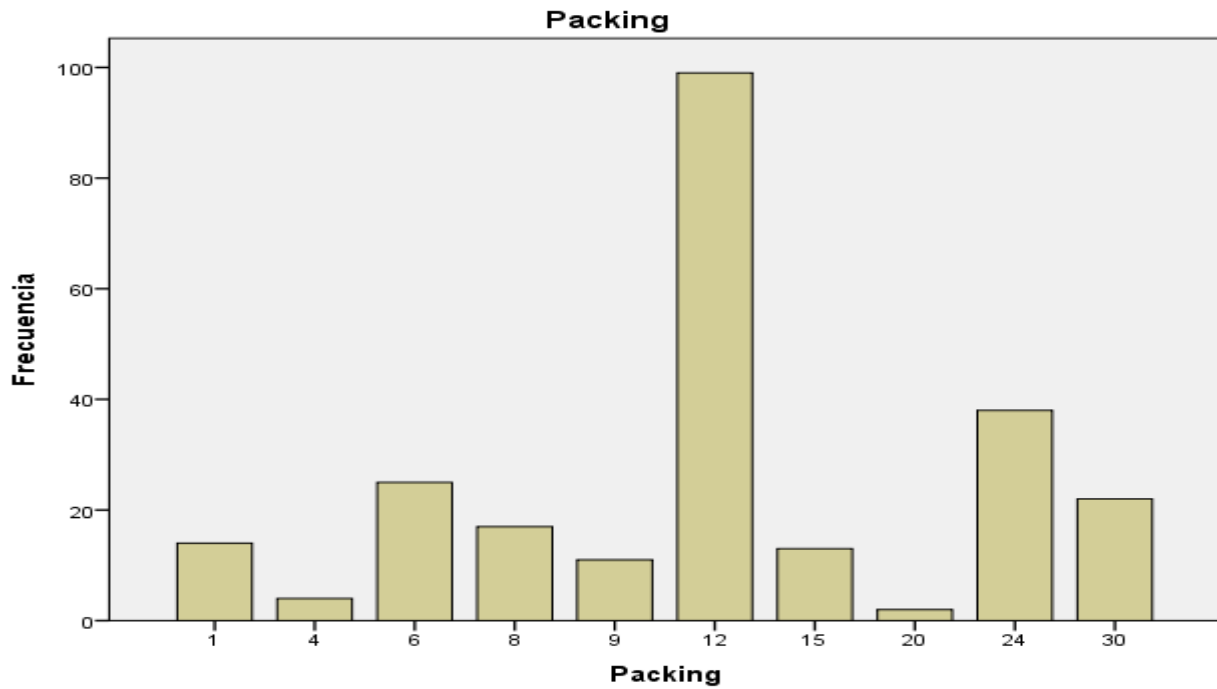
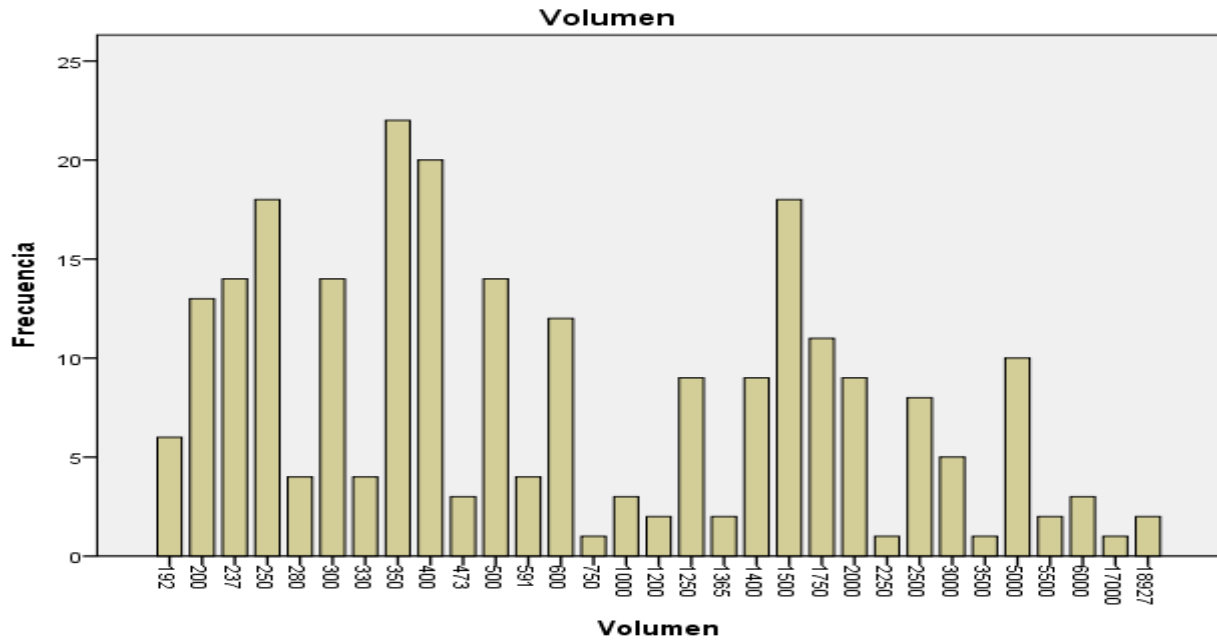
Jain, C. L. (2011). Forecast errors: How much have we improved? *The Journal of Business*

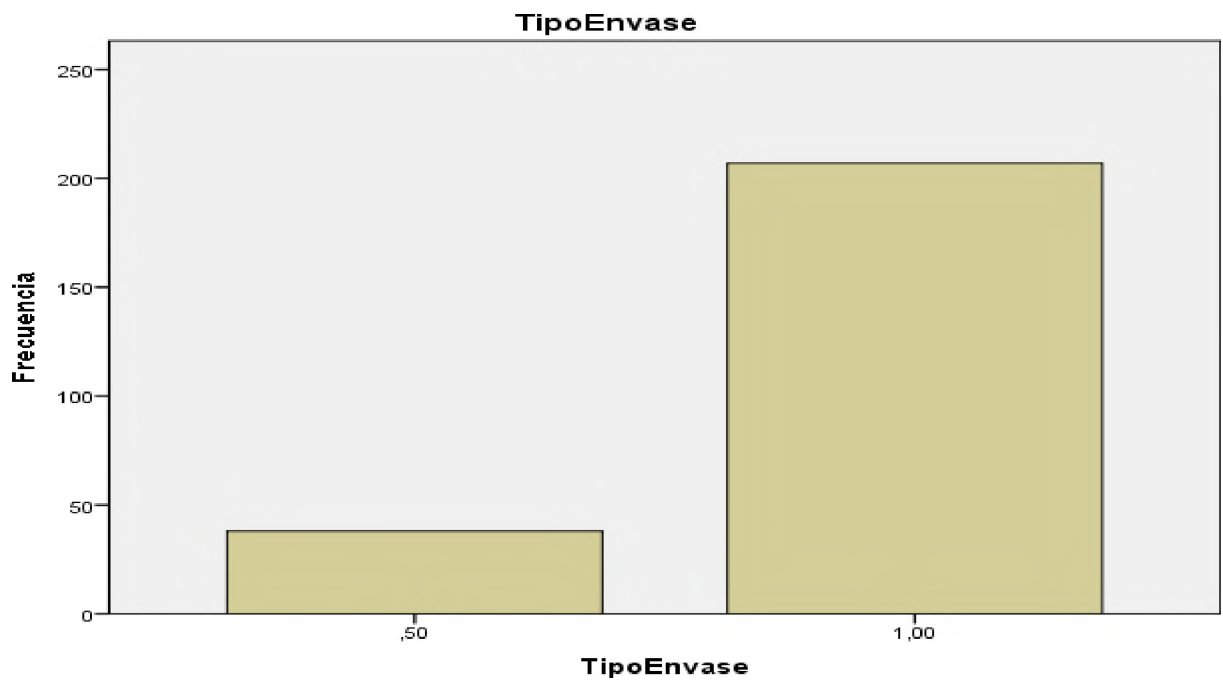
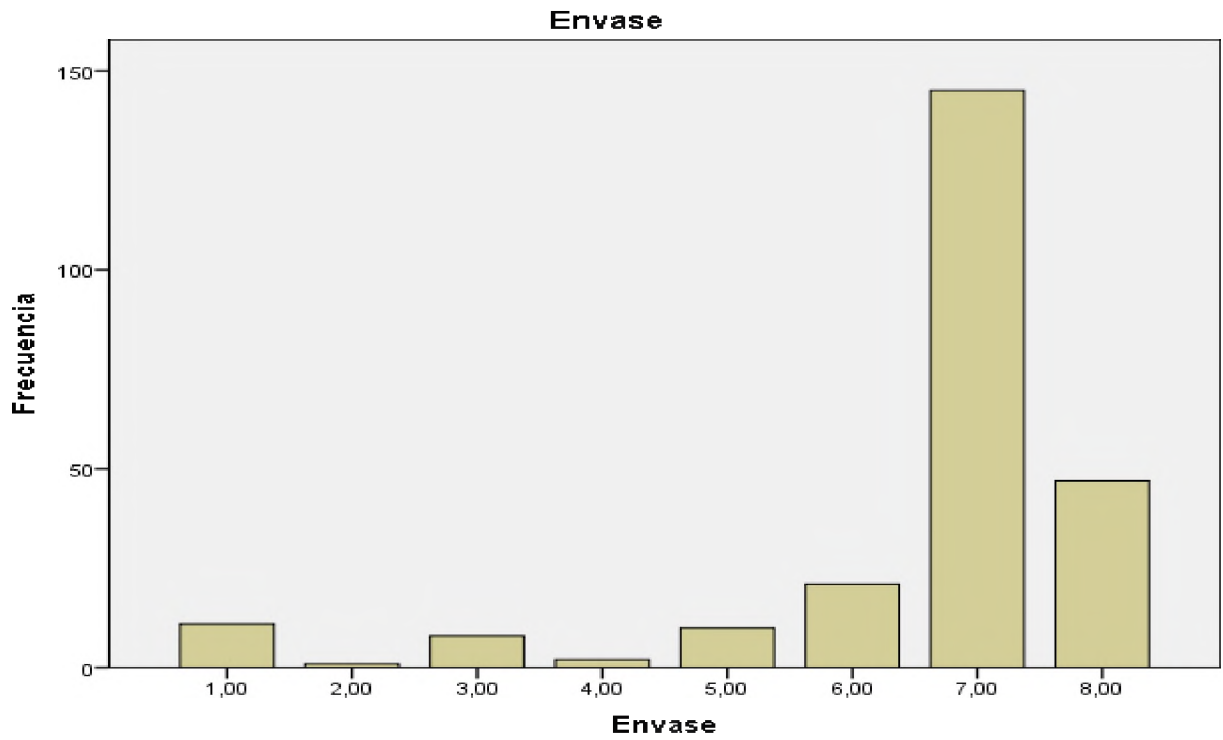
- Forecasting, 30(2), 27-30.
- Jain, C. L., & Chen, T. P. (1992). The role of judgment in business forecasting. *Industrial Management*, 34(6), 1.
- Kahn, K.B (2006), *New Product Forecasting: An applied approach*, New York, M.E. Sharpe Inc.,
- Lapide, L., PhD. (2010). decision-supporting new product forecasting. *The Journal of Business Forecasting*, 28(4), 16-18,21.
- Lee, H., Kim, S. G., Park, H., y Kang, P. (2014). Pre-launch new product demand forecasting using the bass model: A statistical and machine learning-based approach. *Technological Forecasting and Social Change*, 86(-), 49.
- Logility president and CEO mike edenfield tapped as a supply y demand chain executive 2014 pros to know. (2014). *Manufacturing Close – Up*.
- Maaß, D., Spruit, M., y de Waal, P. (2014). Improving short-term demand forecasting for short-lifecycle consumer products with data mining techniques. *Decision Analytics Journal*, 1(1), 1-17.
- Martinez, C (2012). Que son los productos de consumo masivo y sus mejores practivas. <https://www.iebschool.com/blog/productos-de-consumo-masivo-comercio-ventas/>
- Nakano, M., y Oji, N. (2012). The transition from a judgmental to an integrative method in demand forecasting. *International Journal of Operations y Production Management*, 32(4), 386-397.
- Osorio, C. A. (2010). El arte de fallar. *Harvard Business Review*, 88(4), 76-85.
- Ozer, M. (2011). Understanding the impacts of product knowledge and product type on the accuracy of intentions-based new product predictions. *European Journal of Operational Research*, 211(2), 359.
- Pandey, P., Kumar, S., y Shrivastava, S. (2014). A unified strategy for forecasting of a new

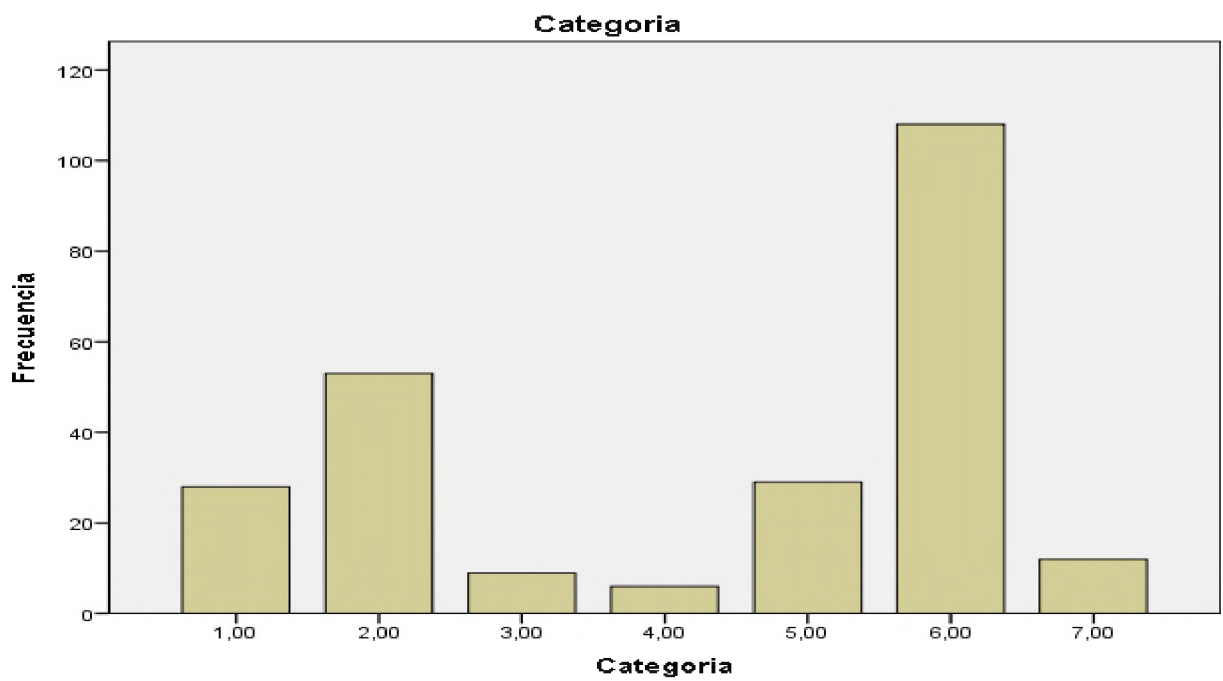
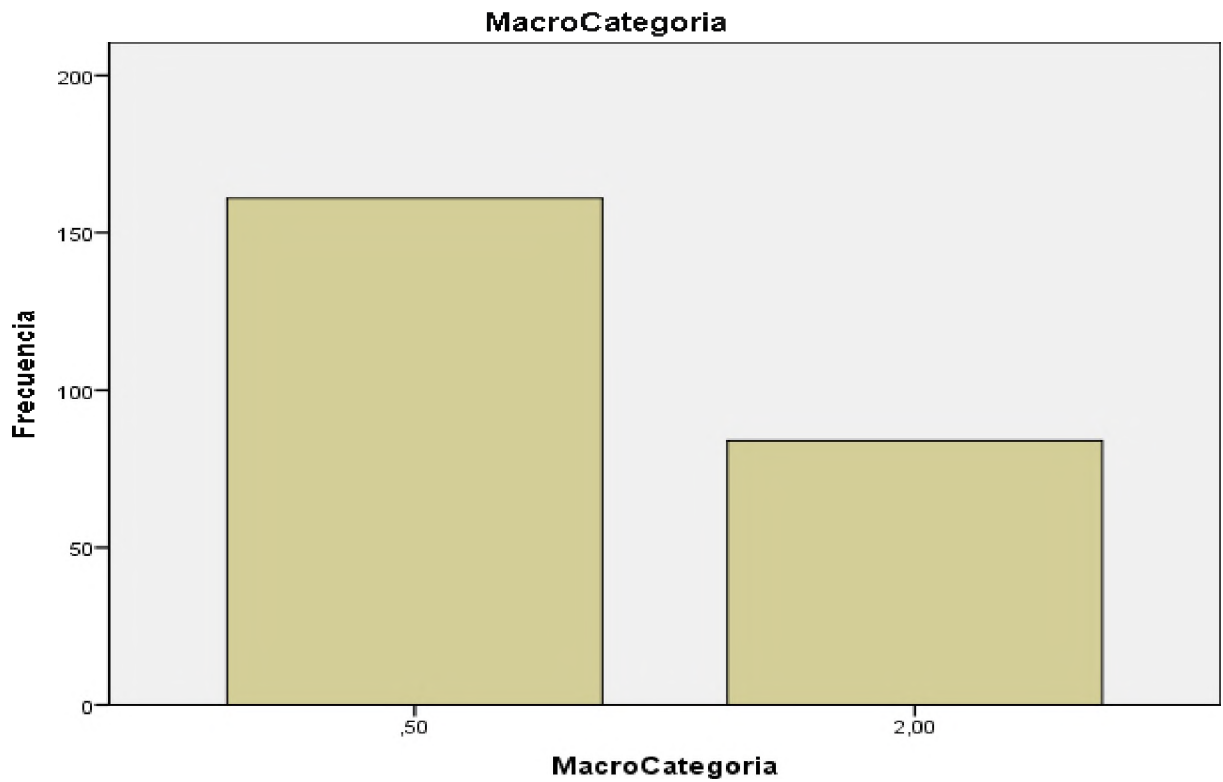
- product. *Decision*, 41(4), 411-424.
- Pau i Cos, Jordi. (2001). *Manual de logística integral*. Buenos Aires: Díaz de Santos.
- Radojicic, V., Bakmaz, B., & Markovic, G. (2011). Diffusion of internet protocol television (IPTV) service demands: An empirical study in the serbian market. *African Journal of Business Management*, 5(17), 7224-7231.
- Ramanathan, U. (2012). Supply chain collaboration for improved forecast accuracy of promotional sales. *International Journal of Operations & Production Management*, 32(6), 676-695.
- Raghunathan, S. (1999). Interorganizational collaborative forecasting and replenishment systems and supply chain implications. *Decision Sciences*, 30(4), 1053-1071
- Rapidminer Studio (2017), <https://docs.rapidminer.com/7.6/studio/releases/7.5/>
- Revista Dinero (2015), ¿Que esta pasando con el consume masivo?, <http://www.dinero.com/economia/articulo/que-esta-pasando-consumo-masivo-colombia-2015/209391>.
- Sarmiento, Alfonso T., y Soto, Osman Camilo. (2014). Pronóstico de demanda de productos nuevos mediante el uso de redes neuronales y el análisis de productos similares. *DYNA*, 81(186), 311-317.
- Venkatesh, K., Ravi, V., Prinzie, A., y Van, d. P. (2014). Cash demand forecasting in ATMs by clustering and neural networks. *European Journal of Operational Research*, 232(2), 383.
- Zahra, S., Ghazanfar, M. A., Khalid, A., Azam, M. A., Naeem, U., & Prugel-Bennett, A. (2015). Novel centroid selection approaches for KMeans-clustering based recommender systems. *Information sciences*, 320, 156-189.
- Zepeda, P., y Valenzuela, K. (2012). Demand planning process for chilled dairy products. IIE Annual Conference. Proceedings, 1-7.

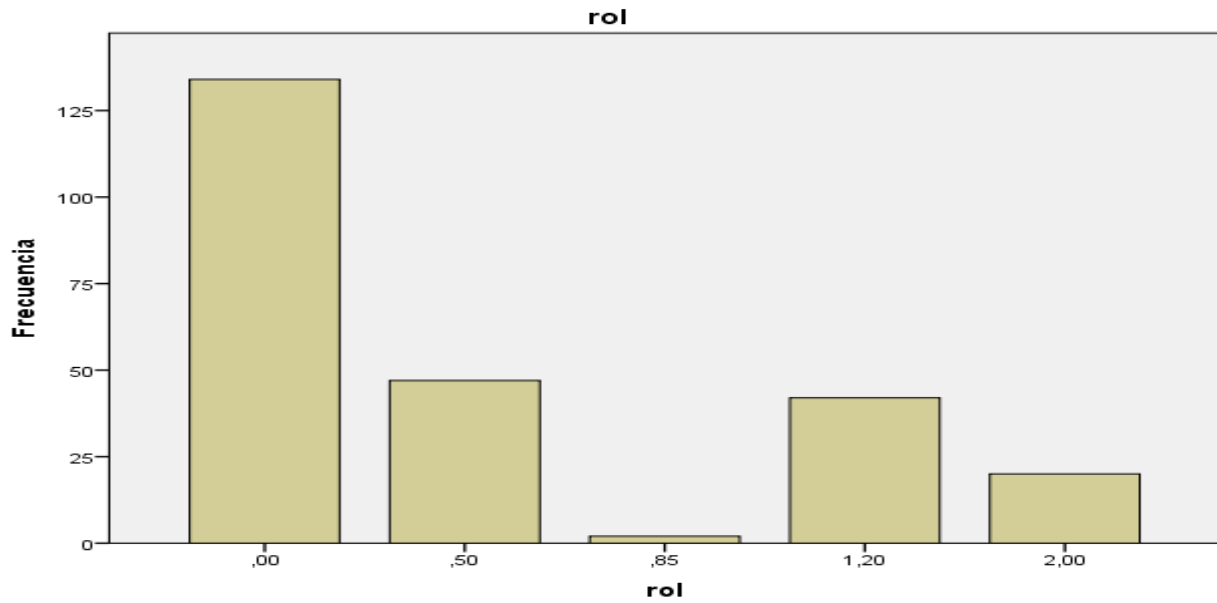
# ANEXOS

## Anexo 1 ESTADISTICA DESCRIPTIVA Y DISTRIBUCIÓN DE FRECUENCIAS ATRIBUTOS DEL PORTAFOLIO









### Análisis de frecuencias de la variable marca

		<b>Marca</b>			
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	1,00	1	,4	,4	,4
	2,00	1	,4	,4	,8
	3,00	10	4,1	4,1	4,9
	4,00	1	,4	,4	5,3
	5,00	2	,8	,8	6,1
	6,00	3	1,2	1,2	7,3
	7,00	1	,4	,4	7,8
	8,00	2	,8	,8	8,6
	9,00	1	,4	,4	9,0
	10,00	1	,4	,4	9,4
	11,00	1	,4	,4	9,8
	12,00	2	,8	,8	10,6
	13,00	8	3,3	3,3	13,9
	14,00	16	6,5	6,5	20,4
	15,00	25	10,2	10,2	30,6
	16,00	12	4,9	4,9	35,5
	17,00	14	5,7	5,7	41,2
	18,00	5	2,0	2,0	43,3
	19,00	3	1,2	1,2	44,5
	20,00	3	1,2	1,2	45,7
21,00	7	2,9	2,9	48,6	
22,00	1	,4	,4	49,0	
23,00	9	3,7	3,7	52,7	
24,00	2	,8	,8	53,5	

25,00	2	,8	,8	54,3
26,00	2	,8	,8	55,1
27,00	1	,4	,4	55,5
28,00	2	,8	,8	56,3
29,00	2	,8	,8	57,1
30,00	3	1,2	1,2	58,4
31,00	2	,8	,8	59,2
32,00	2	,8	,8	60,0
33,00	4	1,6	1,6	61,6
34,00	3	1,2	1,2	62,9
35,00	5	2,0	2,0	64,9
36,00	1	,4	,4	65,3
37,00	1	,4	,4	65,7
38,00	1	,4	,4	66,1
39,00	1	,4	,4	66,5
40,00	1	,4	,4	66,9
41,00	1	,4	,4	67,3
42,00	1	,4	,4	67,8
43,00	1	,4	,4	68,2
44,00	1	,4	,4	68,6
45,00	1	,4	,4	69,0
46,00	2	,8	,8	69,8
47,00	13	5,3	5,3	75,1
48,00	17	6,9	6,9	82,0
49,00	14	5,7	5,7	87,8
50,00	2	,8	,8	88,6
51,00	4	1,6	1,6	90,2
52,00	16	6,5	6,5	96,7
53,00	4	1,6	1,6	98,4
54,00	1	,4	,4	98,8
55,00	1	,4	,4	99,2
56,00	1	,4	,4	99,6
57,00	1	,4	,4	100,0
Total	245	100,0	100,0	

## Análisis de frecuencias de la variable volumen

		Volumen			
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	192	6	2,4	2,4	2,4
	200	13	5,3	5,3	7,8
	237	14	5,7	5,7	13,5
	250	18	7,3	7,3	20,8
	280	4	1,6	1,6	22,4
	300	14	5,7	5,7	28,2
	330	4	1,6	1,6	29,8



350	22	9,0	9,0	38,8
400	20	8,2	8,2	46,9
473	3	1,2	1,2	48,2
500	14	5,7	5,7	53,9
591	4	1,6	1,6	55,5
600	12	4,9	4,9	60,4
750	1	,4	,4	60,8
1000	3	1,2	1,2	62,0
1200	2	,8	,8	62,9
1250	9	3,7	3,7	66,5
1365	2	,8	,8	67,3
1400	9	3,7	3,7	71,0
1500	18	7,3	7,3	78,4
1750	11	4,5	4,5	82,9
2000	9	3,7	3,7	86,5
2250	1	,4	,4	86,9
2500	8	3,3	3,3	90,2
3000	5	2,0	2,0	92,2
3500	1	,4	,4	92,7
5000	10	4,1	4,1	96,7
5500	2	,8	,8	97,6
6000	3	1,2	1,2	98,8
17000	1	,4	,4	99,2
18927	2	,8	,8	100,0
Total	245	100,0	100,0	

### Análisis de frecuencias de la variable Packing

Packing					
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	1	14	5,7	5,7	5,7
	4	4	1,6	1,6	7,3
	6	25	10,2	10,2	17,6
	8	17	6,9	6,9	24,5
	9	11	4,5	4,5	29,0
	12	99	40,4	40,4	69,4
	15	13	5,3	5,3	74,7
	20	2	,8	,8	75,5
	24	38	15,5	15,5	91,0
	30	22	9,0	9,0	100,0
	Total	245	100,0	100,0	

### Análisis de frecuencias de la variable envase

<b>Envase</b>					
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	1,00	11	4,5	4,5	4,5
	2,00	1	,4	,4	4,9
	3,00	8	3,3	3,3	8,2
	4,00	2	,8	,8	9,0
	5,00	10	4,1	4,1	13,1
	6,00	21	8,6	8,6	21,6
	7,00	145	59,2	59,2	80,8
	8,00	47	19,2	19,2	100,0
	Total	245	100,0	100,0	

### **Análisis de frecuencias de la variable tipo de envase**

<b>Tipo envase</b>					
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	,50	38	15,5	15,5	15,5
	1,00	207	84,5	84,5	100,0
	Total	245	100,0	100,0	

### **Análisis de frecuencias de la variable macro categoría.**

<b>Macro Categoría</b>					
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	,50	161	65,7	65,7	65,7
	2,00	84	34,3	34,3	100,0
	Total	245	100,0	100,0	

### **Análisis de frecuencias de la variable categoría.**

<b>Categoría</b>					
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	1,00	28	11,4	11,4	11,4
	2,00	53	21,6	21,6	33,1
	3,00	9	3,7	3,7	36,7
	4,00	6	2,4	2,4	39,2
	5,00	29	11,8	11,8	51,0
	6,00	108	44,1	44,1	95,1
	7,00	12	4,9	4,9	100,0

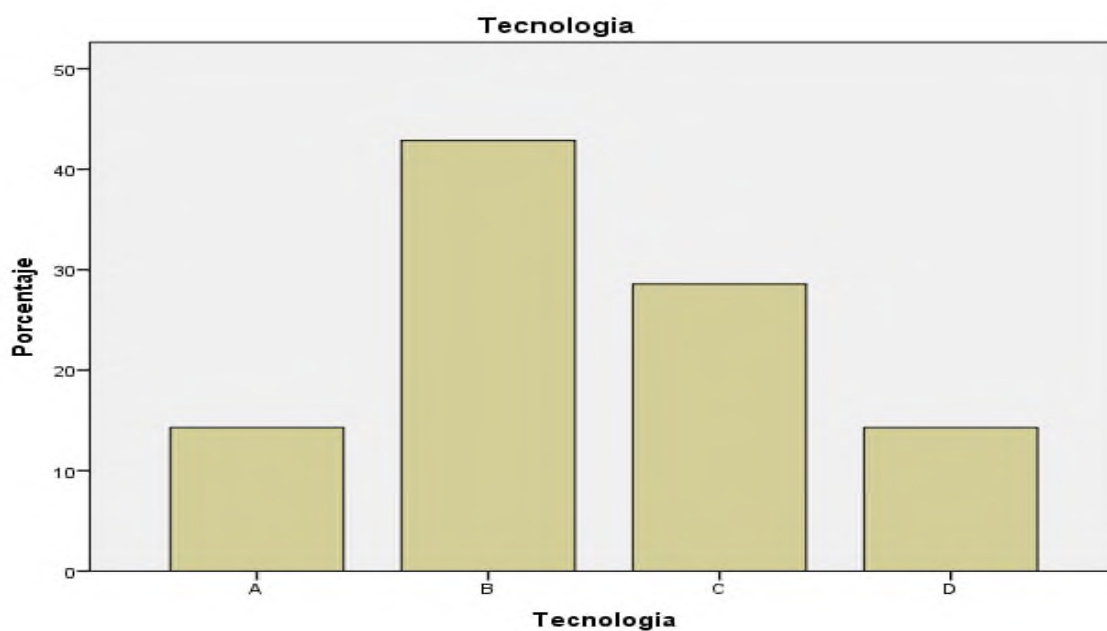
Total	245	100,0	100,0	
-------	-----	-------	-------	--

### Análisis de frecuencias de la variable rol

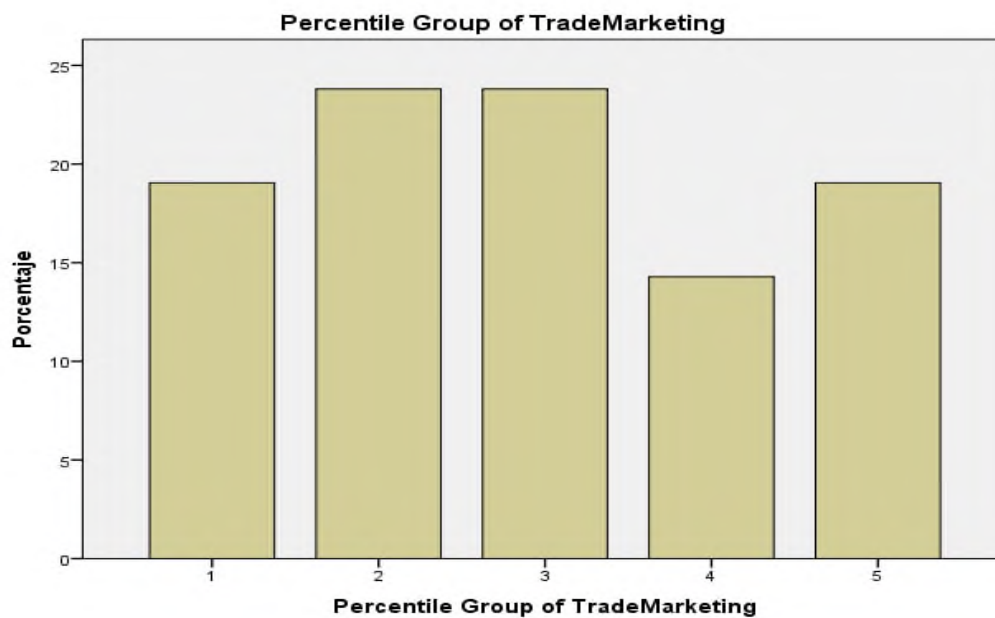
		Rol			
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válid o	,00	134	54,7	54,7	54,7
	,50	47	19,2	19,2	73,9
	,85	2	,8	,8	74,7
	1,20	42	17,1	17,1	91,8
	2,00	20	8,2	8,2	100,0
	Total	245	100,0	100,0	

## Anexo 2 GRAFICOS DE FRECUENCIAS Y ESTADISTICA DESCRIPTIVA DE LAS VARIABLES DE ENTRADA.

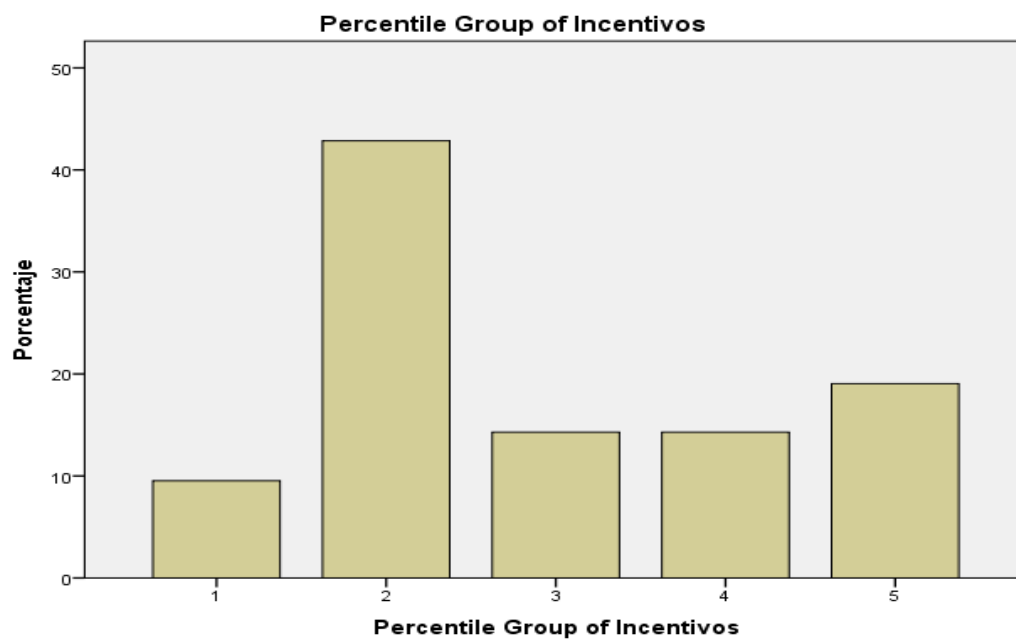
### Diagrama de Barras variable tecnología.



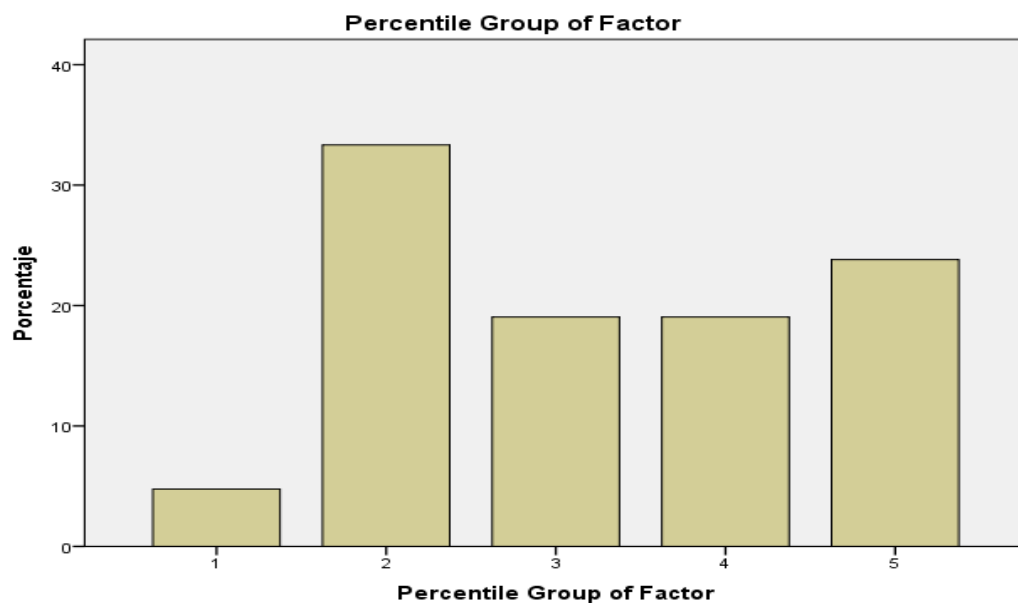
**Diagrama de Barras variable trade marketing.**



**Diagrama de Barras variable incentivos.**



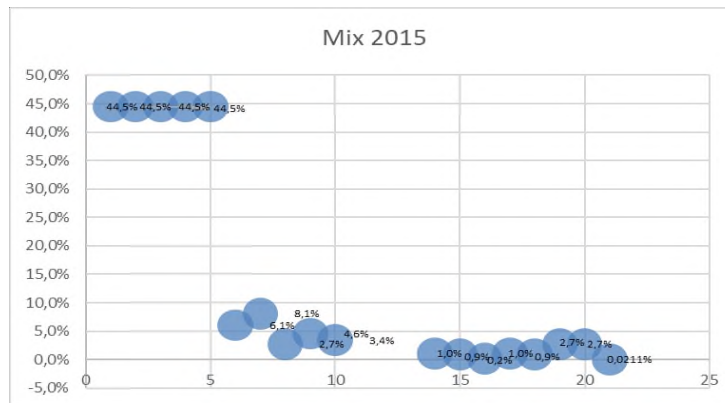
### Diagrama de Barras variable trade marketing.



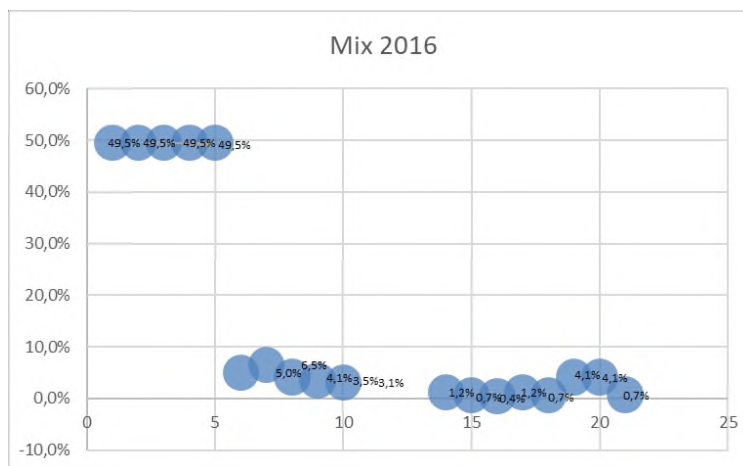
### Diagrama de Barras variable nivel de ejecución



**Diagrama de dispersión variable mix 2015.**

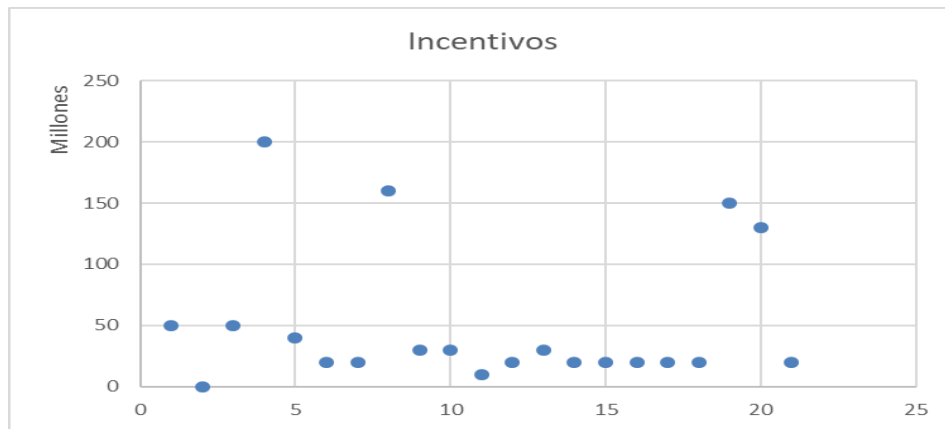


**Diagrama de dispersión variable mix 2016.**

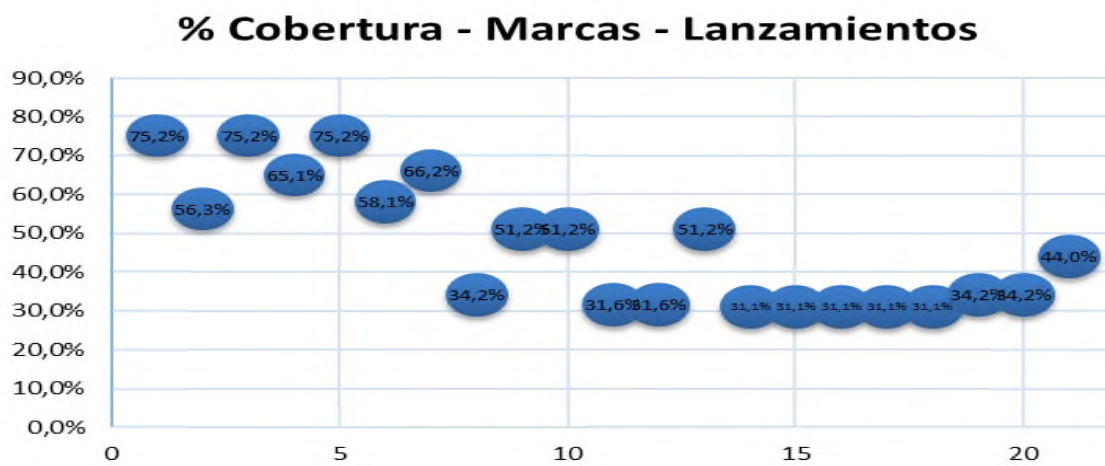


**Diagrama de dispersión variable mix 2017.**

**Diagrama de dispersion variable incentivos.**



**Diagrama de dispersion variable cobertura.**



### Transformación variable cobertura

Lazamiento5	PercentCob	RPercent	NPercent
1,00	,75	20,000	5
2,00	,56	15,000	4
3,00	,75	20,000	5
4,00	,65	17,000	4
5,00	,75	20,000	5
6,00	,58	16,000	4
7,00	,66	18,000	5

### Estadísticos descriptivos variable cobertura

**Estadísticos**

Percentile Group of Factor

N	Válidos	
	Válidos	Perdidos
	21	0
Media	3,24	
Mediana	3,00	
Moda	2	
Suma	68	
Percentiles	25	2,00
	50	3,00
	75	4,50

### Análisis de frecuencias cobertura

**Percentile Group of Factor**

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido 1	1	4,8	4,8	4,8
2	7	33,3	33,3	38,1
3	4	19,0	19,0	57,1
4	4	19,0	19,0	76,2
5	5	23,8	23,8	100,0
Total	21	100,0	100,0	

### Estadísticos descriptivos variables mix 2015, mix 2016 y mix 2017.



### Estadísticos

		Percentile Group of mix2015	Percentile Group of mix2016	Percentile Group of mix2017
N	Válido	18	18	21
	Perdidos	3	3	0
Media		3,11	3,06	3,10
Percentiles	5	1,00	1,00	1,00

### Análisis de frecuencias variables mix 2015, mix 2016 y mix 2017.

#### Percentile Group of mix2015

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	1	4	19,0	22,2	22,2
	2	2	9,5	11,1	33,3
	3	5	23,8	27,8	61,1
	4	2	9,5	11,1	72,2
	5	5	23,8	27,8	100,0
	Total	18	85,7	100,0	
Perdidos	Sistema	3	14,3		
Total		21	100,0		

#### Percentile Group of mix2016

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	1	4	19,0	22,2	22,2
	2	3	14,3	16,7	38,9
	3	4	19,0	22,2	61,1
	4	2	9,5	11,1	72,2
	5	5	23,8	27,8	100,0
	Total	18	85,7	100,0	
Perdidos	Sistema	3	14,3		
Total		21	100,0		

### Percentile Group of mix2017

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido	1	4	19,0	19,0	19,0
	2	4	19,0	19,0	38,1
	3	4	19,0	19,0	57,1
	4	4	19,0	19,0	76,2
	5	5	23,8	23,8	100,0
	Total		21	100,0	100,0