

# Modelo estadístico de regresión múltiple, columna vertebral para predecir en empresas multinacionales con estilo de venta por catálogo\*

Antonio José Boada\*\*, Diego de Vasconcelos\*\*\*

## Resumen

**Introducción.** Mediante este procedimiento de modelaje fue posible crear un esquema general estadístico, estandarizable a todo el portafolio de productos de la compañía, con la finalidad de lograr simulaciones y predicciones con alto grado de confianza sobre su posible evolución en la dimensión temporal establecida por la misma compañía. **Objetivo.** Mostrar un sistema novedoso de estimación, creado con la intención de predecir la demanda de los productos, segmentados por el número de referencia en el inventario, o también denominado SKU (Stock Keeping Unit). **Materiales y métodos.** Se procedió a modelar estadísticamente el comportamiento de la demanda de productos en una frecuencia de tiempo determinada por la empresa, mediante un modelo de regresión múltiple estático, tomando en cuenta variables de mercadotecnia especializadas para empresas con estilo de venta directa. **Resultados.** En los estudios manejados, se lograron niveles de ajuste de R<sup>2</sup> entre 70% y 80%, con una mínima multicolinealidad entre las variables, y un comportamiento estadístico de residuos estadísticamente aceptables en aleatoriedad y normalidad, y con amplia estabilidad en la varianza. **Conclusión.** Este modelo de regresión múltiple es una opción que se presenta como columna vertebral para predecir en empresas multinacionales de venta por catálogo.

**Palabras clave:** predicción, demanda de productos en empresas, variables causales en la demanda de productos.

## Multiple regression statistical model: A base to predict in catalog selling multinational companies

### Abstract

**Introduction.** By the use of this modeling procedure, creating a general statistical scheme was possible. Such model could be standardized for the company's whole products catalog, aiming to make simulations and predictions with a high confidence degree concerning the evolutions in time established by the same company. **Objective.** To show an innovative estimation system created to predict the demand of the products, which are segmented by their inventorial reference numbers, SKU (Stock Keeping Unit). **Materials and methods.** A statistical model was made to predict the products' demand in a time period determined by the company. A static multiple regression model was used, taking into account especial marketing variables for direct sales companies. **Results.** In the studies performed, R<sup>2</sup> adjustment levels between 70% and 80% were achieved, with a minimal multicollinearity between variables and a statistical behavior of statistically acceptable residuals under randomness and normality terms, and with wide variance stability. **Conclusion.** This multiple regression model is an option that can be the base for prediction in catalog selling multinational companies.

**Key words:** prediction, products' demand in companies, causal variables in products' demand.

\* Artículo derivado del proyecto de investigación "Modelo estadístico de regresión múltiple, columna vertebral para predecir en empresas multinacionales con estilo de venta por catálogo", financiado por la Universidad Simón Bolívar, Núcleo Litoral y ejecutado entre 2005 y 2006.

\*\* MSc. Profesor Tiempo Integral - Universidad Simón Bolívar, Sede Litoral, Departamento Formación General y Ciencias Básicas. Valle Camurí Grande, Estado Vargas, Venezuela.

\*\*\* Lic. en Ciencias Estadísticas. Universidad Central de Venezuela. Caracas, Distrito Federal, Venezuela.

## Modelo estatístico de regressão múltipla, coluna vertebral para prever em empresas multinacionais com estilo de venda por catálogo

### Resumo

**Introdução.** Mediante este procedimento de modelaje foi possível criar um esquema geral estatístico, estandarizado a todo o portfólio de produtos da companhia, com a finalidade de conseguir simulações e predições com alto grau de confiança sobre sua possível evolução na dimensão temporária estabelecida pela mesma companhia. **Objetivo.** Mostrar um sistema inovador de estimación, criado com a intenção de prever a demanda dos productos, segmentados pelo número de referència no inventário, ou también denominado SKU (Estoque Keepin

Unit). **Materiais e métodos.** Procedeu-se a modelar estatisticamente o comportamento da demanda de productos numa frequência de tempo determinada pela empresa, mediante um modelo de regressão múltipla estático, tomando em conta variáveis de mercadotecnia especializadas para empresas com estilo de venda direta. **Resultados.** Nos estudos manejados, conseguiram-se níveis de ajuste de R<sup>2</sup> entre 70% e 80%, com uma mínima multicolinealidad entre as variáveis, e um comportamento estatístico de residuos estatisticamente aceptáveis aleatoriamente e com normalidade, e com ampla estabilidad na variância. **Conclusão.** Este modelo de regressão múltipla é uma opção que se apresenta como columna vertebral para prever em empresas multinacionales de venda por catálogo.

**Palavras importantes:** predição, demanda de productos em empresas, variáveis causais na demanda de productos.

---

## Introducción

A medida que las compañías logran alcance nacional e internacional, se incrementa su necesidad de información relacionada con los mercados, que cada vez son más grandes y distantes. En virtud de que los consumidores se vuelven más sofisticados, los directivos de empresas requieren mejor manejo de la información acerca de cómo responden sus productos y ofertas del mercado.

En este artículo, se expone ante el lector un modelaje sistemático de las ventas en una compañía con estilo de venta directa en un mercado emergente como el latinoamericano.

Mediante este procedimiento de modelaje fue posible crear un esquema general estadístico, estandarizable a todo el portafolio de productos de la compañía, con la finalidad de lograr simulaciones y predicciones con alto grado de confianza sobre su posible evolución en la dimensión temporal establecida por la misma compañía, lo que constituye el objetivo de mayor importancia en todo proceso de planificación y diseño de políticas gerenciales, a fin de proporcionar mayor información referente al comportamiento de los productos, las ofertas aplicadas, y la efectividad de la valoración del impacto en la demanda según los diferentes instrumentos mercadotécnicos utilizados. Par-

tiendo de estas necesidades y factores, el conocimiento del mercado se puede segmentar según dos posibilidades: los Océanos Rojos y los Océanos Azules.

Los Océanos Azules corresponden a los nichos de mercado no explotados, los cuales pueden ser abarcados por nuevos conceptos que brinden respuesta a estas nuevas necesidades de mercado, y en donde la innovación es la principal característica de exploración de dicho mercado.

Los Océanos Rojos corresponden a esos sectores en donde radica principalmente el nivel de competencia, el cual evoluciona y se intensifica con la evolución de los mercados, situación que impulsa a los directivos a manejar información oportuna acerca de la efectividad de sus instrumentos de mercadotecnia, considerando un rápido entorno cambiante.

En este documento se exponen fundamentos teóricos que explican la demanda incluyendo los conceptos de demanda de mercado, análisis multivariado, variables de mercadotecnia, modelos lineales dinámicos, números índice, entre otros.

Las empresas con estilo de venta directa manifiestan un esquema sencillo y controlado de ventas y distribución, a través de vendedoras,

representantes o consejeras. La notoria ausencia de mayoristas presenta una ventaja sobre los otros tipos de compañías; además, la presencia de catálogos y de promotores permite controlar por parte de la empresa los productos a ofrecer por tiempo determinado, así como también el nivel de promoción e incluso de exposición que desea; es por ello que es factible determinar las variables independientes que original influencia significativa sobre la variable dependiente de interés, estructura, forma, y fuerza de la relación<sup>1</sup>. Comprender la correlación producto-momento es fundamental para el análisis de regresión.

La importancia de este artículo radica en mostrar un sistema novedoso de estimación, creado con la intención de predecir la demanda de los productos, segmentados por el número de referencia en el inventario, o también denominado SKU (Stock Keeping Unit)<sup>2</sup>, a través de la identificación y uso de factores relevantes de mercadotecnia, que determinen fluctuaciones en los niveles de demanda y su eventual cuantificación mediante técnicas estadísticas.

## Materiales y métodos

En esta sección, Pindyck<sup>3</sup> indica que la curva de demanda establece la relación entre la cantidad que los compradores están dispuestos a comprar de un bien y su precio, afectado inclusive por las diversas variables de mercadotecnia.

La demanda se define como la cantidad que están dispuestos a comprar los consumidores de un determinado producto o servicio, considerando un precio y en un determinado período.

Uno de los factores decisivos para el éxito de nuestro proyecto es que la propuesta logre predecir el mercado; por tal motivo es importante encontrar e identificar los siguientes tipos de demanda<sup>4</sup>:

- Demanda efectiva. Es la demanda real, es decir, la cantidad que realmente compran las personas de un producto y/o servicios; por ejemplo, si en el año 2002 se vendieron 300.000 pares de calzado, esa sería la demanda real.

- Demanda satisfecha. Es la demanda en la cual el público ha logrado acceder al producto y/o servicio y, además, está satisfecho con él; por ejemplo, alguna vez hemos consumido una hamburguesa y al final hemos dicho: ¡Qué buena está! (bueno, esta es una demanda satisfecha porque se logró ofrecer lo que el mercado requería).
- Demanda insatisfecha. Es la demanda en la cual el público no ha logrado acceder al producto y/o servicio, o accedió, pero no está satisfecho con él; por ejemplo, alguna vez hemos comprado una hoja de afeitar y al momento de utilizarla pareciera que hubiese sido reciclada y, por consiguiente, nos hemos sentido estafados (bueno, esta es una demanda insatisfecha, no se alcanzó a cubrir el requerimiento del mercado).

DEMANDA EFECTIVA = DEMANDA SATISFECHA + DEMANDA NO SATISFECHA

Las predicciones manejadas por dicho modelo se fundamentarán en función del tipo de producto, artículo que será finalmente manufacturado.

Para este artículo, se procedió a modelar estadísticamente el comportamiento de la demanda de productos en una frecuencia de tiempo determinada por la empresa, mediante un modelo de regresión múltiple estático, tomando en cuenta variables de mercadotecnia especializadas para empresas con estilo de venta directa, expuestas anteriormente de forma teórica.

Finalmente, debido a la rigidez del modelo estadístico multivariado, en el ajuste de la demanda según la evolución del mercado en el tiempo, se utilizó un modelo lineal dinámico bayesiano de orden 1, a fin de lograr la actualización automática de las estimaciones según la evolución del comportamiento de la demanda en tiempo individualizado para cada producto.

En este sentido, el modelo utilizado para predecir la demanda de productos, individualizado por SKU, se plantea de la siguiente manera:

$$Y = e^{X\beta + \varepsilon}$$

En donde el comportamiento exponencial se ve suavizado mediante la transformación de

la variable dependiente, para poder aplicar un Modelo Exponencial, quedando:

$$\ln(Y) = X\beta + \varepsilon$$

Sin embargo, los componentes del modelo predictivo del presente trabajo vienen determinados por dos (2) etapas:

1. MRM( $X_1, X_2, \dots, X_n$ ). Corresponde a un Modelo de Regresión Múltiple, fundamentado en las variables mercadotécnicas ( $X_1, X_2, \dots, X_n$ ): calculadas mediante el comportamiento histórico de la evolución de la demanda. Para efectuar el cálculo de las variables mercadotécnicas, se utilizaron indicadores de variaciones porcentuales, y la técnica utilizada para la estimación de los coeficientes se realizó a través de Mínimos Cuadrados Ordinarios (Webster)<sup>6</sup>.
2. MLDB. Corresponde al Modelo Lineal Dinámico Bayesiano de Orden 1, utilizado como complemento de ajuste en los residuos, a fin de evaluar continuamente la disparidad existente entre el valor predicho (predicción de la demanda) y el valor real (demanda real), y así generar un componente de ajuste que evoluciona según el comportamiento de la demanda de cada producto en el tiempo (West)<sup>9</sup>.

$$\ln(\text{Demanda}) = \text{MRM}(X_1, X_2, \dots, X_n) + \text{MLDB} + \varepsilon$$

## Resultados

### Modelo de regresión múltiple (MRM). Columna vertebral para predicción de productos en empresas con estilo de venta directa

Es la primera parte del modelo de predicción, que se origina en la información histórica de-

tallada de la familia de productos, fundamentada según las variables de mercadotecnia manejadas en la corporación. En este sentido, fue factible el manejo y uso de productos con historial relevante, desglosados por códigos de producción y almacenamiento, denominado Stock-KeepingUnit (SKU). Sin embargo, a pesar de tener la información individualizada por producto, fue necesario analizar y crear grupos homogéneos según su tipo de uso, con la finalidad de construir modelos genéricos que permitieron posteriormente su automatización en una aplicación computarizada. El estudio y desarrollo fue posible, ya que estas empresas poseen variables que controlan y manejan, según las ofertas de promoción, exposición en el catálogo, número de vendedores, entre otros. En función de las variables de mercado manejadas y controladas en las empresas con estilo de venta por catálogo, es posible combinar distintas variables de asociación que permitan conformar un modelo de regresión que valore sus efectos sobre la variable de interés.

De esta manera, fue posible valorar cuantitativamente el impacto que proporciona la variación de cada variable de mercado en la demanda del número de artículos, para cada producto en particular (SKU).

Durante esta fase, la sección prioritaria consistió en modelar la demanda de productos de SKU, agrupados según familias de productos de características físicas similares, valorando el impacto de diversas variables de mercadotecnia en la búsqueda de la mejor ecuación de regresión, con residuos de comportamiento aleatorio y valor esperado cero.

Demanda Artículos = Función (Variables Mercadotécnica) + Residuos

$$Y = X\beta + \varepsilon$$

$E(y) = \beta_0 + \beta_1 \cdot X_1 + \beta_2 \cdot X_2 + \dots + \beta_p \cdot X_p$	$\varepsilon \sim N(0, 1)$
--	----------------------------

Microeconómicamente se ha demostrado que la demanda de bienes y servicios presenta un comportamiento estadísticamente exponencial, como función monótona, ya sea creciente o decreciente en función del tipo de producto. En este sentido, el modelo utilizado para modelar y estimar será un modelo semilogarítmico, de la siguiente forma (Sloman)<sup>4</sup>:

$$\ln(\text{Demanda Artículos}) = \text{Función (Variables Mercadotecnia)} + \text{Residuos}$$

### Agrupación de productos según familias de características físicas similares

Para el desarrollo de estos modelos estadísticos predictivos, en su sección de Modelo de Regresión Múltiple (MRM), se procedió a agrupar productos según características físicas similares para mantener niveles de consistencia y homogeneidad, adecuados según la variabilidad de la demanda por SKU.

En este sentido, entre algunas de las familias utilizadas para el caso Avon (cuadro 1) se tienen las siguientes:

### Variables de mercadotecnia utilizadas en la realización del modelo de regresión múltiple (MRM)

Durante el análisis y selección de estas variables de mercado, se utilizaron variables cualitativas y cuantitativas que pueden ser controladas y manejadas por las empresas con estilo de venta directa en la estimación de productos; esto con la finalidad de mantener la consistencia de los datos al momento de estimar la cantidad de unidades que cualquier producto deberá vender en un futuro.

En el caso de variables cualitativas, se procedió a identificar aquellas que generan mayor variabilidad en el comportamiento de la demanda de los productos, y posteriormente se procedió a cuantificar los impactos mediante el manejo de números índice.

**Cuadro 1. Clasificación de las familias de productos**

Familias Cosméticos	Familias No Cosméticos	Familias Cosméticos Maquillaje
Desodorantes	Deportes / nutrición	Labiales
Cremas – Mascarillas	Libros	Brillos labiales y lápices delineadores labios
Lociones damas	Cocina – Utensilios plásticos	Esmaltes
Champús – acondicionadores	Artefacto eléctrico o electrónico (todos)	Bases y correctores

### 1. Variable fecha

Es una variable cuantitativa, generada a través de una fórmula, en la que se identifica la época del año en la cual se encuentra el catálogo donde está el producto. En el caso de las empresas con estilo de venta por catálogo, estos productos tienen una vigencia en el tiempo que puede ser valorada numéricamente mediante la siguiente fórmula:

$$\text{Fecha} = \text{Año} + \frac{N^{\circ} \text{ del Catálogo} - 1}{\text{Total de Catálogos anuales}}$$

### 2. Variable número de vendedoras

Las empresas con estilo de venta por catálogo no colocan sus productos en automercados ni

distribuidores, sino que se fundamentan en su estilo de distribución a través de vendedoras independientes; en este sentido, esta variable representa el número de vendedoras que posee la empresa durante la vigencia del catálogo. Es necesario acotar que al momento de realizar una estimación, se utilizarán valores aproximados de vendedoras, calculados según comportamientos históricos independientes.

### 3. Variable exposición o publicidad de catálogo

Es una variable cualitativa, en donde clasifica al producto según la ubicación y diseño de la fotografía en el catálogo de ventas. Esta variable estuvo representada en las características que se muestran en el cuadro 2:

**Cuadro 2. Principales categorías de la variable exposición**

<b>Variable exposición</b>
Una página. Cuando se encuentran varios productos en una sola página
Big educativo. Especificando beneficios del producto
Big Product (cuando el artículo resalta frente a los demás)
Centro del folleto focalizado (un solo producto ubicado en el centro del folleto con todo los beneficios)
Página perfumada
Portada o primeras páginas
Súper oferta (ubicado en la contraportada externa y en la solapa)

Para esta variable, fue necesario crear un nivel de cuantificación del impacto de cada característica dentro de cada familia de productos. En este sentido, se procedió a utilizar la ponderación mediante números índice simple, en donde se maneja una transformación de escala que manipula los valores para asegurar la compatibilidad con otras escalas<sup>8</sup>. Por consi-

guiente, los componentes para el cálculo de los índices fueron:

$PBE_{Una\ Página}$ : Promedio Base de Exposición, calculado para cada familia de productos específicos de la característica denominada "Una Página", el cual corresponde al indicador más básico y común de exposición de un producto perteneciente a cualquier familia dentro del catálogo.

$$PBE_{Una\ Página} = \frac{\sum(Cantidad\ Demanda\ de\ los\ artículos\ Una\ Página,\ pertenecientes\ a\ cada\ familia)}{Número\ de\ ocasiones\ en\ donde\ existieron\ productos\ Una\ Página\ para\ dicha\ Familia}$$

$PE_{Característica\ (i)}$ : Promedio de Exposición, calculado para cada familia de productos especifi-

cos de cada característica de exposición (i), registrada en su base histórica de ventas.

$$PE_{Característica\ (i)} = \frac{\sum(Cantidad\ Demanda\ de\ los\ artículos\ en\ exposición\ "i",\ pertenecientes\ a\ cada\ familia)}{Número\ de\ ocasiones\ en\ donde\ existieron\ productos\ en\ exposición\ "i",\ para\ dicha\ Familia}$$

Luego, los indicadores de impacto son calculados para cada Promedio de Exposición (PE), en comparación de su diferencia porcentual con el único Promedio Base de Exposición (PBE); esto, suavizado a escala logarítmica

para mantener la estabilidad lineal del modelo original semi-log.

En este sentido, el indicador de exposición de la característica "i" para cada familia de productos se calculó de la siguiente manera:

$$IE_{característica\ (i)} = \left( \frac{\ln (PE_{Característica\ (i)})}{\ln (PBE_{Una\ Página})} - 1 \right) \cdot 100$$

De esta manera, se obtuvieron tantos indicadores de exposición como características se presentaron en la data histórica inherente a la familia de productos.

#### 4. Variable promoción u oferta de catálogo

Es una variable cualitativa, que corresponde a las diferentes ofertas promocionales que la empresa coloca al artículo en cada catálogo de ventas. Es necesario destacar que las empre-

sas con estilo de venta por catálogo pueden realizar *merchandising* controlado de precios en cada catálogo, ya que poseen el control de los precios y la duración de las promociones según la vigencia del catálogo. Adicionalmente, las características de esta variable se encuentran limitadas según la información histórica de ofertas y de la familia de productos que se esté manejando. Entre algunas ofertas manejadas en diversas familias de productos se tienen las que se muestran en el cuadro 3:

**Cuadro 3. Principales categorías de la variable promoción**

<b>Variable promoción</b>
Ninguna oferta
% de descuento en el producto a estimar, al comprar el mismo artículo.
% de descuento en el producto a estimar, al comprar un artículo de diferente familia.
% de descuento
Ambos por (dos artículos fijos diferentes por el precio de \$.____)
Comprando solamente del artículo a estimar, te llevas un producto diferente por \$.____
Con la compra de \$____ de la Pág.____ a la Pág.____ te lleva un producto fijo diferente por \$.____
Dos artículos iguales por \$.____
El artículo a estimar sale gratis con la compra de \$____ de la Pág.____ a la Pág.____
Paquetes (tres artículos fijos diferentes por el precio de \$____).
Precio especial de introducción
Precio individual condicionado (colocado en los precios individuales de las campañas donde se presenta adicionalmente una oferta).

De forma análoga a la variable exposición, se realizó el procedimiento de ponderación mediante números índice simples, en donde se maneja una transformación de escala que manipula los valores para asegurar la compatibilidad con otras escalas<sup>8</sup>. Así, sus componentes fueron:

$PBP_{Ninguna\ Oferta}$ : Promedio Base de Promoción, calculado para cada familia de productos, específicos de la característica denominada "Ninguna Oferta", el cual corresponde al indicador más básico y común de exposición de un producto perteneciente a cualquier familia dentro del catálogo.

$$PBP_{Ninguna\ Oferta} = \frac{\sum(Cantidad\ Demanda\ de\ los\ artículos\ Ninguna\ Oferta,\ pertenecientes\ a\ cada\ familia)}{Número\ de\ ocasiones\ en\ donde\ existieron\ productos\ Ninguna\ Oferta\ para\ dicha\ Familia}$$

$PP_{Característica\ (i)}$ : Promedio de Promoción, calculado para cada familia de productos, específicos

de cada característica de promoción (i), registrada en su base histórica de ventas.

$$PP_{Característica\ (i)} = \frac{\sum(Cantidad\ Demanda\ de\ los\ artículos\ en\ promoción\ "i",\ pertenecientes\ a\ cada\ familia)}{Número\ de\ ocasiones\ en\ donde\ existieron\ productos\ en\ promoción\ "i",\ para\ dicha\ Familia}$$

Luego, los indicadores de impacto fueron calculados para cada Promedio de Promoción (PP), en comparación de su diferencia porcentual con el único Promedio Base de Promoción (PBP); esto, suavizado a escala logarítmica,

$$IP_{cacterística (i)} = \left( \frac{\ln (PP_{Característica (i)})}{\ln (PBP_{Ninguna Oferta})} - 1 \right) \cdot 100$$

Análogamente, se obtuvieron tantos indicadores de promoción, como características de ofertas se presentaron en la data histórica inherente a la familia.

### 5. Variable promoción canibalizadora

Al manejar una gran cantidad de ofertas dentro del catálogo de ventas, existe la posibilidad de que se manejen dos (2) niveles de canibalización:

- Canibalización indirecta. Se presenta cuando dentro de un mismo catálogo de ventas, diversos productos de una misma familia se encuentran igualmente ofertados. Por ejemplo: diversas cremas de manos. En este sentido, el consumidor y el vendedor tendrán la opción de escoger el producto en

para mantener la estabilidad lineal del modelo original semi-log.

En este sentido, el indicador de promoción de la característica “i” para cada familia de productos se calculó de la siguiente manera:

función al tipo de promoción y, por ende, es necesario efectuar un balance de la demanda entre todos los productos ofertados en ese momento. Este aspecto únicamente podrá ser valorado por un analista especializado, y no se contemplará como variable dentro del modelo de regresión múltiple (MRM)

- Canibalización directa. Se presenta cuando un mismo producto se coloca en dos (2) o más precios diferentes dentro del mismo catálogo. Esto generalmente ocurre con promociones en donde se condiciona el precio.

Por lo anteriormente expuesto, se puede crear una variable de ofertas canibalizadoras (cuadro 4) las cuales estarían relacionadas con la variable promoción, descrita anteriormente.

**Cuadro 4. Principales categorías de la variable promoción canibalizadora**

Variable promoción canibalizadora
Ninguna oferta canibalizadora
Ambos por (dos artículos fijos diferentes por el precio de \$.____)
Mega paquetes (más de tres artículos fijos por \$____).
Paquetes (tres artículos fijos diferentes por el precio de \$____).
Dos artículos iguales por \$.____

Para esta variable, igualmente se cuantificó según el impacto de cada característica dentro de cada familia de productos, utilizando el mismo procedimiento de ponderación mediante números índices simples, en donde los componentes de los indicadores se calcularon de la siguiente manera:

PBPC<sub>Ninguna Oferta</sub>: Promedio Base de Promoción Canibalizadora, calculado para cada familia de productos, específicos de la característica denominada “Ninguna Oferta”, el cual corresponde al indicador más básico y común de exposición de un producto perteneciente a cualquier familia dentro del catálogo.

$$PBPC_{Ninguna\ Oferta} = \frac{\sum(Cantidad\ Demanda\ de\ los\ artículos\ Ninguna\ Oferta,\ pertenecientes\ a\ cada\ familia)}{Número\ de\ ocasiones\ en\ donde\ existieron\ productos\ Ninguna\ Oferta\ para\ dicha\ Familia}$$

PPC<sub>Característica (i)</sub>: Promedio de Promoción canibalizadora, calculado para cada familia de productos específicos de cada característica de

promoción canibalizadora (i), registrada en su base histórica de ventas.

$$PPC_{Característica\ (i)} = \frac{\sum(Cantidad\ Demanda\ de\ los\ artículos\ en\ promoción\ "i",\ pertenecientes\ a\ cada\ familia)}{Número\ de\ ocasiones\ en\ donde\ existieron\ productos\ en\ promoción\ "i",\ para\ dicha\ Familia}$$

Luego, los indicadores de impacto fueron calculados para cada Promedio de Promoción Canibalizadora (PPC), en comparación de su diferencia porcentual con el único Promedio Base de Promoción Canibalizadora (PBPC); esto,

suavizado a escala logarítmica para mantener la estabilidad lineal del modelo original semi-log.

En este sentido, el indicador de promoción canibalizadora de la característica "i" para cada familia de productos se calculó de la siguiente manera:

$$IPCA_{Característica\ (i)} = \left( \frac{\ln(PP_{Característica\ (i)})}{\ln(PBPC_{Ninguna\ Oferta})} - 1 \right) \cdot 100$$

En donde se obtuvieron tantos indicadores de promoción, como características de ofertas se presentaron en la data histórica inherente a la familia. Sin embargo, estos indicadores son inhibidores de la demanda, ya que se utilizan principalmente para potenciar la venta de productos a los cuales enlaza y amarra.

Estas variables generan uniformidad en las ecuaciones de regresión de pendiente, estableciendo nuevos niveles a través de cambio en los interceptos<sup>7</sup>. Algunas variables utilizadas bajo este esquema se presentan en el cuadro 5.

## 6. Variables dicotómicas

Corresponden a las variables que exclusivamente poseen dos (2) posibles eventos de representarse: presencia y ausencia. Estos casos cuantificados mediante el código binario 0 y 1.

Valor 0: Ausencia del Evento en la Campaña del Catálogo

Valor 1: Presencia del Evento en la Campaña del Catálogo

## 7. Profundidad de descuento

Representa una variable potenciadora de la demanda, en la cual se calcula el porcentaje de descuento asociado al producto en la campaña, independientemente de la oferta que se esté manejando o experimentando. Cabe resaltar que no todas las ofertas corresponden al porcentaje de descuento; de hecho existen ofertas realizadas con otros conceptos donde su atractivo se relaciona con la profundidad de descuento asociada al precio full\* que posee el producto.

En este sentido, la fórmula de profundidad de descuento se calculó de la siguiente manera:

$$PD = \left( \frac{Precio\ Individual\ del\ Producto\ con\ la\ Oferta}{Precio\ full\ del\ Producto} - 1 \right) \cdot 100$$

\* Se refiere al precio sin descuento, que usualmente es presentado en los catálogos junto a las descripciones de los productos.

**Cuadro 5. Descripción de las principales variables dicotómicas**

Descripción de Variables	Relación con la Demanda	Definición
Campaña Repeat	Variable según la Familia	Esta variable se maneja particularmente en Catálogos que tienen una duración de dos (2) o más campañas de ventas. En la campaña "Repeat", donde deja de ser novedoso el producto. Sin embargo, pudiera tener un impacto positivo en aquellos productos de alto costo, ya que la vendedora suele ofrecerlos durante la primera campaña, solicitando un adelanto al comprador, pero finalmente lo adquiere en la segunda campaña.
Primera vez	Variable según la Familia	Campaña donde el producto es novedoso y fue ofrecido por primera vez en el folleto de ventas
Beneficio	Potenciadora (Positiva)	Parámetro que señala si el producto presenta algún o algunos beneficios extras o adicionales, para el cual fue diseñado originalmente.
Encaje	Variable según la Familia	Parámetro que indica si presenta este material o no.
Diseño Especial	Potenciadora (Positiva)	Parámetro que indica a juicio del estimador, si el producto cumple con cualidades que lo hace un diseño diferente, comparado con los demás productos de uso similar.
Novedad	Potenciadora (Positiva)	Atributo asignado por un analista especializado, donde considera que el producto cumple con cualidades nunca antes vistas en productos del mercado, evaluando sus aspectos físicos como la utilidad.
Aros	Variable según la Familia	Agrupación interna de los productos según las características de los aros de los sostenes y <i>brassieres</i> , usualmente realizados según su similitud física y/o utilidad.
Tamaño Diferente	Inhibidora (Negativa)	Indica cuando un producto presenta simultáneamente en el mismo catálogo una versión de tamaño diferente.

### 8. Indicador del precio

Corresponde a un indicador, especialmente creado para relacionar los precios de un producto en tres (3) elementos fundamentales: el precio individual del producto con la oferta, el precio full del producto y el precio del producto bajo el crecimiento inflacionario. En un escenario mercadotécnico y macroeconómico, el precio de un producto manifiesta adicionalmente una consideración inflacionaria, que afecta la demanda según una relación con el precio de ventas. Por tal razón, todo producto debe sufrir un ajuste de acuerdo con la tasa inflacionaria del país; si el precio se incrementa en una proporción menor que el precio inflacionario se está en presencia de un "Descuento Macroeconómicamente Indirecto" sobre el producto, lo que puede originar un incremento en la demanda sin necesidad de experimentar oferta alguna.

Este indicador del precio es generado para combinar esta consideración inflacionaria con la profundidad de descuento, experimentada por el producto cuando se oferta.

Dicho indicador se encuentra basado en tres (3) formas de conceptualizar el precio de un producto en un mismo catálogo de ventas:

1. Precio de individual del producto con la oferta: corresponde al precio de venta por campaña que posee el artículo de vida regular, tomando en consideración la oferta presente, es decir, lo que el consumidor cancela por adquirir el producto en un momento determinado de vigencia del catálogo.
2. Precio *full* del producto: corresponde al precio del producto sin oferta en el catálogo de ventas, es decir, el consumidor tiene cono-

cimiento de que ese es el precio sugerido de venta al público sin promoción.

3. Precio *full* inflacionario: esta transformación incorpora los cambios que presenta el precio *full* del producto según el Índice de Precios al Consumidor manejado por el Banco Central. Esta variable puede ser ajustada

mensual o trimestralmente, en función de la volatilidad inflacionaria del país.

Finalmente, la variable indicador del precio es una fórmula propuesta que valora porcentualmente la diferencia entre el precio *full* inflacionario y el precio de venta en el catálogo.

$$IP_i = \frac{\text{Precio Individual del Producto con la Oferta} - \text{Precio Full Inflacionario}}{\text{Precio Full del Producto}} \cdot 100$$

En el caso de que el Precio *Full* Inflacionario sea igual al precio *Full* del producto, el Indicador del precio (IP) será igual a la profundidad de descuento (PD), descrita anteriormente.

### 9. Indicador del tipo de artículos

Mediante esta variable, se cuantifica el “peso” aproximado que posee cada producto de una

familia correspondiente, respecto a un artículo base.

Para su cálculo, se tomó la cantidad promedio demandada por cada uno de los productos en el nivel de SKU, para posteriormente realizar una ponderación, suavizada a través de logaritmos, y tomar como base la cantidad demandada del producto con mayor historial y menor nivel de demanda promedio. Tal que:

$$ITA_i = \frac{\ln(\text{Demanda Promedio del Producto "i"}) - \ln(\text{Demanda Promedio del Producto Base})}{\ln(\text{Demanda Promedio del Producto Base})} \cdot 100$$

Luego de establecer el modelo de regresión múltiple (MRM) por familia de productos, se realizó un análisis detallado de los residuos, sobre la data suministrada por empresas multinacionales, suavizadas a través del logaritmo natural de la cantidad demandada de artículos por catálogo de ventas. El estudio de residuos se fundamentó en los residuos lineales de la variable  $Y = \ln(\text{demanda})$ .

1. Presencia de homocedasticidad
2. Histograma de residuos
3. Independencia de los errores: análisis de autocorrelación a través del estadístico de Durbin–Watson<sup>9</sup>.

$$d = \frac{\sum (e_t - e_{t-1})^2}{\sum e_t^2}$$

## Discusión de resultados finales

### Ejemplo del modelo estadístico de regresión múltiple desarrollado (MRM)

Tomando estas variables de entrada, fue posible realizar diversas pruebas en familias de productos de Avon Cosmetics, y se lograron resultados interesantes en ajuste, consistencia y robustez, usando el método para la inclusión de variables denominado “*backward*” o eliminación descendente. En los estudios manejados, se lograron niveles de ajuste de  $R^2$  entre 70% y 80%, con una mínima multicolinealidad entre las variables, y un comportamiento estadístico de residuos estadísticamente aceptables, en aleatoriedad y normalidad, y con amplia estabilidad en la varianza.

A continuación, se presentan los resultados de una de las familias analizadas para esta compañía multinacional.

**Familia: Cremas - Mascarillas**

Definición. Corresponde a todas los productos inherentes a cremas de rostro, de manos y cuerpo, dirigida especialmente para el público femenino.

Al momento de efectuar las corridas y actualización de indicadores  $\beta$ , de la ecuación de regresión de la familia de productos de cremas para damas, los resultados de los coeficientes que influyen significativamente sobre la transformación logarítmica de la demanda se presentan en el cuadro 6.

**Cuadro 6. Coeficientes estimados para el modelo de familias “Cremas para Damas”**

Nombre de la variable	Código	Coeficiente	Influencia sobre el ln(demanda)
Constante		584,24070000	
Variable número de vendedoras	V14	0,00005115	Potenciadora
Indicador del tipo de artículo	V22	0,03804392	Potenciadora
Indicador de precio	V25	0,92267330	Potenciadora
Variable exposición	V26	0,00186840	Potenciadora
Variable promoción	V27	0,00214361	Potenciadora
Variable promoción canibalizadora	V28	0,00770710	Potenciadora
Variable fecha	V30	-0,28957090	Inhibidora

En este sentido, la ecuación de regresión multivariada para esta familia en particular con la información procesada a través de la aplicación estadística S-Plus® fue la siguiente:

$$\begin{aligned} \ln(\text{Demanda}) = & 584,24070000 + 0,00005115 * V14 \\ & + 0,03804392 * V22 + 0,92267330 \\ & * V25 + 0,00186840 * V26 + \\ & 0,00214361 * V27 + 0,00770710 * \\ & V28 - 0,28957090 * V30 \end{aligned}$$

Al verificar tanto el estadístico “F”, como los valores “p” resultantes de las pruebas “t”, se obtuvo que todos los coeficientes estimados para las variables tomadas en consideración son significativamente diferentes de cero, con un coeficiente R<sup>2</sup> de determinación múltiple de 73,89%, lo que indica un alto porcentaje de variabilidad explicado por el modelo que tuvo un poco más de 1500 datos.

Coefficients:	Value	Std, Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	584,2407	51,4747	11,3500	0,0000
V14	0,0001	0,0000	4,3048	0,0000
V22	0,0380	0,0011	35,0081	0,0000
V25	0,9227	0,0840	10,9833	0,0000
V26	0,0019	0,0003	7,2831	0,0000
V27	0,0021	0,0001	26,7492	0,0000
V28	0,0077	0,0007	10,6515	0,0000
V30	-0,2896	0,0257	-11,2553	0,0000

Residual standar error: 0,7434 on 1502 degrees of freedom  
 Multiple R-Squared: 0,7389  
 F-statistic: 607,2 on 7 and 1502 degrees of freedom, the p-value is 0

En los indicadores de exposición, promoción y promoción canibalizadora, los resultados obtenidos en las pruebas realizadas para esta familia

se presentan de los cuadros 7 al 9 en forma ascendente según los niveles de impacto sobre la variable dependiente:

**Cuadro 7. Indicadores variable exposición**

Descripción	Indicador (%)
Una página (normalmente)	0
Spread	18,9
Centro del folleto (varios productos)	115,1
Súper oferta (contraportada)	292,9
Big Product	325,5

**Cuadro 8. Indicadores variable promoción**

Descripción	Indicador (%)
PRECIO INDIVIDUAL (Colocado en el precio <i>full</i> , cuando el artículo tiene dos o más ofertas en la misma campaña)	-37,8
% de descuento, al comprar un (1) artículo de diferente tipo. Con productos de BAJO NETO.	0
Comprando esta crema (precio individual), te llevas otra igual por \$__	0
Comprando un (1) producto de la LÍNEA, te llevas un artículo "x" por \$__	29,5
LIQUIDACIÓN	75,5
10% de descuento	122,3
La crema sale a \$__ con la compra de 1 o 2 productos. Con productos de BAJO NETO.	126,6
15% y 20% de descuento	153,4
25% y 30% de descuento	245,7

**Cuadro 9. Indicadores variable promoción**

Descripción	Indicador (%)
La crema sale a \$__ con la compra de \$__, de la pág. __ a la pág. __	-81,7
PAQUETES (tres artículos fijos por \$__) Con productos de BAJO NETO	-79,9
Dos iguales o diferentes (dos productos de igual categoría y/o marca).	-78,5
La crema sale a \$__ con la compra de 1 o 2 productos. Con un producto de ALTO NETO.	-22,1
Ninguna	0

Para el caso particular de este último indicador, el coeficiente  $\beta$  es de impacto directo o potenciador, ya que los valores internos de esta variable fueron negativos (inhibidores de la demanda).

**Matriz de correlación**

Al revisar la matriz de correlación\* de las variables involucradas en el modelo de regresión, se verifica una reducida multicolinealidad en-

\* Resultados obtenidos a través de la aplicación S-PLUS®

tre las variables, lo que indica una garantía del supuesto en donde las variables explicativas debían ser independientes, separando de esta

manera los efectos individuales de cada variable independiente sobre la cantidad demandada de artículos<sup>10</sup>.

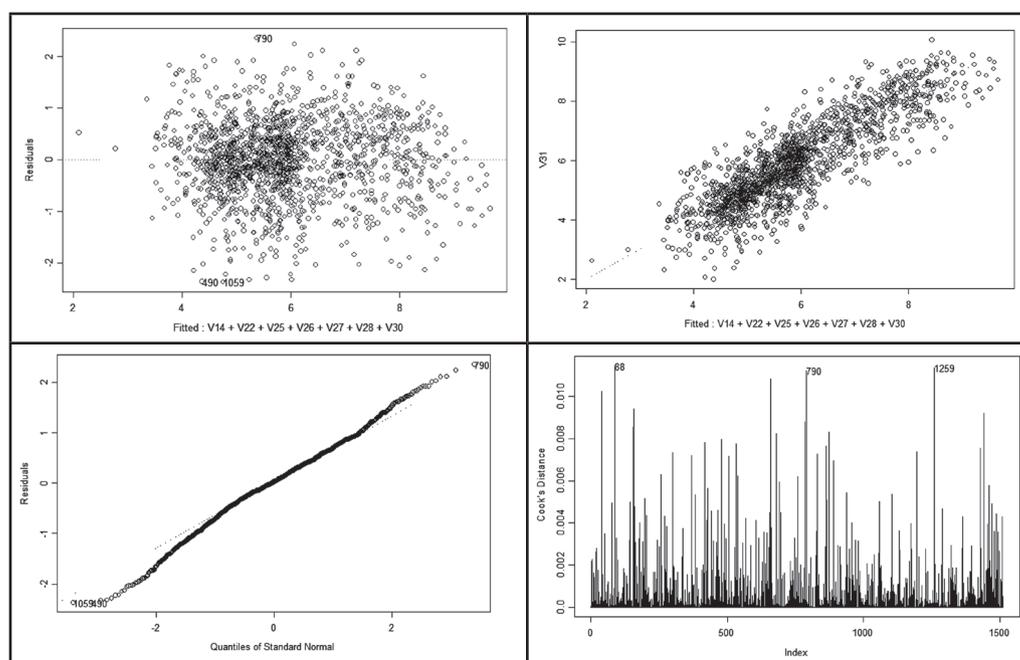
Correlation of Coefficients:

	(Intercept)	V14	V22	V25	V26	V27	V28
V14	0,5577						
V22	0,2680	0,0146					
V25	0,0590	0,0688	0,3503				
V26	-0,0070	0,0008	-0,0624	-0,0107			
V27	-0,0355	0,0169	-0,2816	-0,3956	-0,1742		
V28	-0,0397	-0,0459	0,0464	-0,0154	0,0802	-0,2476	
V30	-1,0000	-0,5620	-0,2678	-0,0596	0,0070	0,0353	0,0400

### Estudios y análisis de residuos

A continuación se muestran los gráficos 1 y 2, empleados para verificar los supuestos de distribución de los residuos del modelo generado para la familia de productos “Crema para

damas”; adicionalmente se presentan las salidas correspondientes al procesamiento de las pruebas de hipótesis que verificaron que los datos se distribuyen de manera normal con tendencia a cero\*.

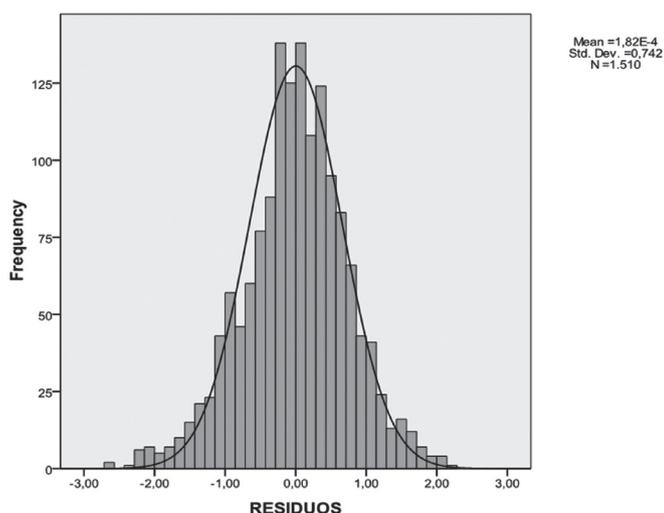


**Gráfico 1. Resultados de análisis de residuos del modelo**

\* Estas pruebas se realizaron a través del software SPSS®.

One sample statistics				
	N	Mean	"Std. Deviation"	"Std. Error Mean"
Residuos	1510	,0002	,74166	,01909

One sample test						
Test Value = 0						
	t	df	"Sig. 2-tailed)"	"Mean Difference"	95% Confidence Interval of the Difference	
					Lower	Upper
Residuos	,010	1509	,992	,00018	-,0373	,0376



**Gráfico 2. Resultados del contraste de hipótesis sobre residuos del modelo**

Al observar los gráficos se pudo constatar que los valores calculados por el modelo estadístico se ajustan a los datos reales del logaritmo de la demanda, en donde las distancias de los registros respecto a la recta de regresión son considerablemente aceptables, y los residuos se distribuyen con buena aproximación a la distribución normal con una media significativamente tendente a cero, al comprobar sus medidas de tendencia y sus indicadores de dispersión. De esta manera se comprobó que los residuos generados por el modelo de regresión aplicado a esta familia de productos cumplen con los supuestos establecidos y presentados anteriormente.

Para esta familia, el indicador de Durbin Watson que se obtiene arroja un valor correspondiente a 1,80871863, lo que indica una ausencia de autocorrelación entre los residuos.

Sin embargo, es posible trabajar con estos residuos posteriormente mediante el uso de complementos que permitan obtener un componente adicional de información, que permita hallar un nivel de ajuste de la variable dependiente, en función del aprendizaje continuo entre las predicciones del modelo en el período "t-1" y los resultados reales obtenidos en el tiempo "t".

## Conclusiones

Las empresas de ventas por catálogo presentan con regularidad casos similares a los experimentados por Avon Cosmetics. Si bien es cierto el artículo presenta un caso real, también es cierto que establece procedimientos estadísticos de aplicación genérica según las especificaciones y necesidades de la empresa. Toda empresa por catálogo, necesariamente, se enfrentará continuamente a inconvenientes derivados de la amplia fluctuación de la demanda, impulsada principalmente por ofertas puntuales y efectos canibalizadores de productos cuando compiten en espacios limitados y bajo una opción de compra que cambia con la vigencia de cada folleto o catálogo. Estos problemas de demanda y ausencia de un buen estimado generan contrariedades estratégicas que afectan los planes futuros de mercadeo, y problemas de ausencia o exceso de inventario para la cadena de suministros.

Mediante este artículo, fue posible identificar un procedimiento estadístico para cuantificar las variables cualitativas, que generan un impacto potenciador o inhibidor en la demanda de productos; asimismo, se identificó una forma de agrupar productos con comportamiento similar, logrando una unificación de patrones de mejor predicción "Best Fit" que faciliten posteriormente el desarrollo de una herramienta automatizada para proporcionar y simular estimados objetivos, según estos procedimientos estadísticos.

Asimismo, se expuso, finalmente, un modelo de regresión lineal, con el objetivo de optimizar la sinergia de las variables causales que impactan positiva o negativamente la demanda de productos, generando una ecuación matemática Best-Fit que permita predecir con estabilidad la demanda de productos para esa agrupación de conceptos.

Este modelo de regresión múltiple es una opción que se presenta como columna vertebral para predecir en empresas multinacionales de venta por catálogo. Sin embargo, la actuali-

zación y ajuste continuo de las estimaciones frente a la demanda real se hace necesaria e imperante, situación que lamentablemente los modelos estadísticos clásicos no contemplan. En este sentido, nuestro próximo artículo corresponderá al Modelo Lineal Dinámico Bayesiano de Orden 1, utilizado como complemento de ajuste en los residuos para evaluar y ajustar, continua y automáticamente la disparidad existente entre el valor predicho (con anticipación) y el valor real (obtenido después de la venta).

## Referencias bibliográficas

1. BOADA, Antonio y MAYORCA, Rómulo. Planificación de demanda, en empresas con estilo de venta por catálogo. *En*: Revista Lasallista de Investigación. 2011. Vol. 8, N°2, p. 124 – 135.
2. ALLEN, Tom. Marketing by a small tour operator in a market dominated by big operators. *En*: European Journal of Marketing. 1985. Vol. 19, N°5, p.83 – 90
3. PINDYCK, Robert. Microeconomics. 6ª ed. [s.l]: Prentice Hall, 2005. 720 p.
4. KINNEAR, Thomas C. y JAMES R., Taylor. Investigación de mercados: un enfoque aplicado. 4ª ed. México: McGraw–Hill Companies. 2004. 816 p.
5. BILAS, R. Teoría Microeconómica. Editorial Alianza. Madrid. España, 1982. 472 p.
6. SLOMAN, John. Introducción a la microeconomía. 3ª ed. Madrid: Prentice Hall, 1998. 590 p.
7. CASADO, Rodolfo y MONTALVO, Francisco. Diseño de un modelo estadístico predictivo, para las ventas, en unidades, de las diferentes líneas de labiales en barras de Avon Cosmetics de Venezuela C.A. (Trabajo de Grado). Caracas, Universidad Metropolitana. Escuela de Ciencias Administrativas, 1998.
8. WEBSTER, Allen L. Applied Statistic for Business and Economics. 3ª ed. Florida: McGraw–Hill Companies, 2000. 604 p.
9. GREENE, William H. Análisis econométrico. 3ª ed. España: Prentice Hall, 2000. 913 p.
10. TATSUOKA, Maurice M. Multivariate analysis: techniques for educational and psychological research. Illinois: University of Illinois, 1991. 448 p.
11. WEST, Mike & Jeff Harrison. Bayesian Forecasting and Dynamics Models. Springer – Verlag. 1989.