ARTÍCULO DE INVESTIGACIÓN

Propuesta de aplicativo para medir el costo de pérdida de buena voluntad para mejorar la previsión colaborativa respecto al consumo

Application Proposal to Measure the Cost of Loss of Goodwill to Improve the Collaborative Forecast Regarding Consumption

Beltrán Zapata, Ana María; Sánchez Pineda, Daniel Enrique; Sánchez Caimán, Pedro José

Ana María Beltrán Zapata
anabelzap@hotmail.com
Universidad Militar Nueva Granada, Colombia
Daniel Enrique Sánchez Pineda
daniel.sanchez@unimilitar.edu.co
Universidad Militar Nueva Granada, Colombia
Pedro José Sánchez Caimán
pedro.sanchez@unimilitar.edu.co
Universidad Militar Nueva Granada, Colombia

Revista Ingenierías USBMed
Universidad de San Buenaventura, Colombia
ISSN-e: 2027-5846
Periodicidad: Semestral
vol. 13, núm. 1, 2022
ingenierias.usbmed@usb.edu.co

Recepción: 07 Septiembre 2020
Revisado: 24 Marzo 2021
Aprobación: 12 Junio 2021

URL: http://portal.amelica.org/ameli/journal/536/5363335004/

DOI: https://doi.org/10.21500/20275846.4978

Resumen: El presente trabajo propone un aplicativo que permita medir el costo de pérdida de buena voluntad, como un componente que se encuentra involucrado en la pérdida de ventas, de este modo se podrá incrementar la capacidad de diagnóstico en la ejecución de previsiones colaborativas para abordar soluciones respecto al consumo. Para lograr satisfacer los requerimientos de los clientes, la mayoría de las decisiones relacionadas con el inventario, deben estar basadas en previsiones respecto al consumo. Para esto las empresas consideran los procesos colaborativos como un método de gestión, que permite ampliar el panorama de oportunidades. Aun así, la falta de comunicación y la ausencia de datos se han convertido en una problemática de gran importancia, llegando al punto de motivar el desarrollo de tecnologías como la Identificación por Radiofrecuencia o el uso de sensores que han revolucionado la industria. Estos avances han permitido llegar al concepto de Internet de las Cosas (IdC) que involucra la conexión de los objetos a la internet; de esta manera se pueden recopilar, analizar y compartir datos que antes parecían imposible de obtener. La pérdida de buena voluntad es uno de los costos que en la práctica se consideran complejos de calcular, por lo tanto, con la propuesta que planteada en este artículo se presenta la posibilidad de estimar dicho costo, mediante el empleo del IdC junto con técnicas de pronóstico. Presentando así, información sobre el comportamiento de los consumidores y el impacto que tiene el costo de perdida de buena voluntad dentro de la rentabilidad de un punto de venta.

Palabras clave: Previsión colaborativa, Costo de pérdida de buena voluntad, Ventas Perdidas, punto-de-venta (POS), Out of Stock (OOS) y Cliente Insatisfecho.

Abstract: This paper proposes an application that allows to measure the cost of loss of goodwill, as a component that is involved in the lost sales, in this way the diagnostic capacity can be increased in the execution of forecasts collaborative to address solutions regarding consumption. In order to meet customer requirements, most decisions related to inventory must be based on forecasts regarding consumption. For this,

companies consider collaborative processes as a management method, which allows to expand the panorama of opportunities. The lack of communication and the absence of data have become a problem of great importance, reaching the point of motivating the development of technologies such as Radio Frequency Identification or the use of sensors that have revolutionized the industry. These advances have made it possible to reach the concept of Internet of Things (IoT) that involves the connection of objects to the internet; In this way, data that previously seemed impossible to obtain can be collected, analyzed and shared. The loss of goodwill is one of the costs that in practice are considered complex to calculate, therefore, with the proposed proposal, the possibility of estimating this cost is presented, by using the IdC together with forecasting techniques. Thus presenting information on the behavior of consumers and the impact of the cost of loss of goodwill within the profitability of a point of sale.

Keywords: Collaborative forecast, Cost of loss of goodwill, Lost Sale, Pointof-sale (POS), Out-of-Stock (OOS) and Dissatisfied Customer.

I. Introducción

En el mundo real, cualquier tipo de demanda presenta un cierto grado de incertidumbre, este motivo es el principal factor por el que todas las empresas buscan lograr satisfacer los requerimientos del cliente, teniendo en cuenta cantidad, lugar y tiempo; es así como nace la idea de Previsión Colaborativa. Este proceso colaborativo centrado en el consumidor hace parte de un tipo de gestión denominado Collaborative Planning, Forecasting and Replenishment (CPFR); en todo el proceso se exige un panorama completo del negocio para encontrar nuevas oportunidades. La información requerida para lograr una buena previsión colaborativa respecto al consumo implica conocer el estado actual de los clientes a nivel de ventas, órdenes de compras generadas, inventarios, precios y productos, entre otros[(1)]. Todo se resume en datos, si estos no proporcionan la visibilidad requerida el resultado se verá reflejado en una gestión deficiente de la demanda con pronósticos errados y costos elevados.

El factor más importante en la mayoría de las decisiones relacionadas con el inventario es la gestión de la demanda incierta, cuando no se coordina la información, el costo del inventario generado se ve afectado [(2)]. La afirmación de González [(3)] soporta la idea presentada al reconocer que detrás de los costos ocultos se encuentran disfuncionamientos que perjudican las erogaciones o ingresos de una empresa. Teniendo en cuenta lo mencionado, estos costos no pueden ser olvidados en la toma de decisiones debido a que su conocimiento y control impactan en la eficiencia financiera.

El conocimiento de los costos de ventas perdidas y sus componentes depende en gran parte de las tiendas minoristas, que poseen información de primera. El grado de importancia detrás del conocimiento de estos costos ha motivado múltiples estudios. En el caso de P&G, el interés por reducir los costos originados por ventas perdidas motivó el desarrollo de una guía completa para la reducción de faltantes (Out of Stock-OOS), en la venta al por menor en la industria de bienes de consumo rápido. Dentro de dicha guía se resalta que gracias a la información encontrada en las ventas perdidas, se pudo determinar que los minoristas en promedio pierden el 4 por ciento de sus ventas anuales y las ventas perdidas debido a los artículos OOS en promedio cuestan a los fabricantes $ 23 millones por cada $ 1 billón en ventas [(4)].

Teniendo en cuenta lo anterior, el alcance del presente artículo se enfoca en el diseño de un prototipo que simule un algoritmo bajo el que se pueda estimar el costo de pérdida de buena voluntad bajo el contexto de un almacén detallista dentro de la industria textil. Para la ejecución, se asume que los datos para alimentar el histórico del aplicativo están asociados con la cantidad de ventas perdidas. Por otro lado, con el histórico se podrá pronosticar el consumo en un horizonte de tiempo a corto plazo, de esta manera al asumir el valor de lo que representa la buena voluntad de una empresa se puede determinar el costo involucrado en los clientes insatisfechos causantes de ventas perdidas. Lo importante del aplicativo es que este no solo considere el patrón de consumo, sino también, que pueda tomar en cuenta los efectos de la publicidad de la competencia, como la misma difusión que se origina por el voz a voz que al final intensifica a nivel exponencial la pérdida de clientes.

II. Marco teórico

A. Pronóstico colaborativo

Los pronósticos colaborativos surgen como un programa de acción conjunto basado en la idea de tener un método para adquirir información sobre las necesidades de los clientes de forma rápida y precisa. Algunos casos de aplicación de este proceso se ven reflejados en Walmart, P&G, y Warner-Lambert. En dichas compañías el beneficio se vio reflejado en la comunicación entre ventas y operaciones, el manejo de inventarios y la integración de tecnologías entre los eslabones de la cadena de suministro. Dentro de los cambios significativos presentados se encuentra la reducción de excesos de inventario y mejoras en el nivel de servicio y la disponibilidad de productos (5).

Dentro de esta gestión colaborativa se encuentra una forma que permite a los socios de una misma Cadena de Suministro, tener una visibilidad de la demanda prevista para lograr satisfacer la demanda futura. Dicho método se denomina CPFR (Collaborative Planning Forecasting and Replenishment) cuyas siglas en ingles indican Colaboración en la Planeación, Pronóstico, y Reabastecimiento (5). El proceso CPFR depende exclusivamente de la socialización de la información, por lo tanto, la tecnología puede hacer el proceso más sencillo.

B. Previsión de consumo y su relación con los inventarios

El manejo de los inventarios depende de la gestión de la demanda incierta, es así como las previsiones son un elemento fundamental para emprender los procesos que velan por asegurar la disponibilidad de materiales (6).

Los pronósticos buscan entonces entender la demanda futura de los clientes como un reflejo del pasado.

C. Inventario

El inventario se considera una cantidad almacenada de materiales que se utilizan para facilitar la producción o satisfacer la demanda de un consumidor. Para poder gestionar el inventario de manera apropiada, se requiere del conocimiento de los costos que intervienen (7). Entre los sistemas existen características diferentes a pesar de esto se pueden establecer 3 costos relevantes donde convergen, de acuerdo con Nahmias (8) se presentan a continuación:

Costo de mantener el inventario: Considerado como costo de almacén o de inventario, la sumatoria total de los costos que son proporcionales a la cantidad de inventario que se dispone físicamente.

Costo de pedido: Este tipo de costo depende de la cantidad de inventario que se pide o se produce.

Costo de penalización: Denominado también como costo de desabasto o faltantes, este corresponde al costo de no disponer de suficiente inventario. Se puede referir a las ventas perdidas o a pedidos en espera.

D. Costo de pérdida de buena voluntad

El concepto de costo de pérdida de buena voluntad no ha sido tratado lo suficiente dentro de la literatura, aun así, primero es necesario entender a qué se refiere la "buena voluntad". De manera independiente, la buena voluntad se refiere a la capacidad que tiene una empresa para incrementar sus ganancias respecto al promedio dentro del mercado de referencia a causa de condiciones intangibles como lo es la imagen y el prestigio de la empresa, los clientes, entre otros. Estas condiciones influyen en la capacidad competitiva de la empresa permitiendo agregar beneficios (9).

Cuando se presenta una venta perdida, de acuerdo a Nahmias (8), también se ve afectada la buena voluntad. Por lo tanto, el costo de penalización dentro de una venta perdida se determina como la utilidad que se hubiese obtenido por la venta más un componente de pérdida de buena voluntad, que con frecuencia es difícil determinar en un valor exacto que corresponda a los componentes intangibles afectados.

E. Internet de las cosas

La Internet de las Cosas (IdC) consiste en un grupo de equipos que pueden compartir e intercambiar información entre ellos, estos equipos recogen datos mediante el uso de sensores y ofrecen servicios para el análisis de la información basándose en parámetros definidos. Los equipos sofisticados del IdC pueden aprender mediante el reconocimiento de patrones, presentes en las preferencias de los usuarios y en el uso de datos históricos. Parte de este proceso de aprendizaje depende de programas, estos se ajustan para incrementar capacidad de predicción mejorando así la experiencia o utilidad (10).

Cada vez más, los investigadores y desarrolladores se enfocan en proyectos de estudio que permitan mejorar la vida de las personas mediante el uso de IdC. Hasta el momento, aunque dicha tecnología siga en desarrollo, existen varios pioneros en el mercado que ya están poniendo su interés en la IdC (11).

F. Modelo de Bass

El modelo de Bass permite describir el proceso de adopción de un producto nuevo dentro del mercado, convirtiéndose en una herramienta útil para predecir la demanda de un producto innovador que ingresa por primera vez a un mercado donde ya existe competencia.

Con este modelo no solo se genera información sobre el tamaño de la demanda sino también del tiempo que tardara el producto en llegar a dicha cantidad (12).

El nombre del modelo se debe a su desarrollador Frank M. Bass, para el cual la adopción y la difusión son factores cruciales cuando se quiere pronosticar la demanda de una nueva tecnología o producto. Es así que se presenta el modelo de Bass (12) bajo dos clasificaciones de clientes: innovadores e imitadores. Para este caso los innovadores son el tipo de clientes que tienden a ser más receptivos ante el lanzamiento de nuevos productos. Por otro lado, los imitadores son aquellos que adquieren productos influenciados por la opinión o la interacción con otras personas.

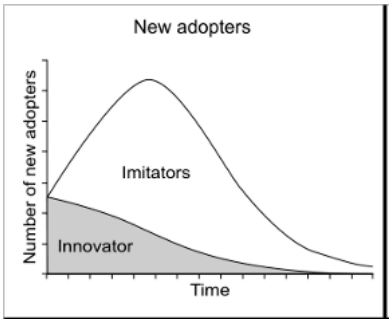

FIGURA 1.
Número de adoptantes respecto al tiempo según el modelo de Bass (3)

III. Antecedentes

A. Datos POS en la previsión de la demanda

En la literatura el manejo de los datos POS para la previsión del consumo ha sido tratado por diversos autores como una alternativa ideal para los minoristas. Autores como N. Raza & J. Kilbourn (10) enfocaron el tema de estudio acerca cómo los minoristas de la industria de ropa de Sudáfrica utilizan los datos de POS para lograr una planificación efectiva de la demanda.

Este es uno de los mejores ejemplos que se pueden proporcionar puesto que la industria textil es uno de los escenarios donde más se debe realizar un enfoque basado en el consumidor. Para las empresas analizadas, según las conclusiones determinadas (10), los sistemas POS se centran en recopilar la información de una venta en particular a nivel de tienda. Los datos recopilados se vinculan a un sistema central donde se alimenta una base de datos referente a las ventas de diferentes tiendas. De esta manera se ofrecen varios detalles sobre una venta específica, cuanto más rápido se comparta esta información de POS, mayor será la visibilidad. Este aspecto también se destaca en (11) en la presentación de un caso real en el que una empresa utiliza los datos de POS para mejorar una previsión comercial.

B. Aproximación de un sistema dinámico para modelar el costo de calidad en una cadena de suministro

En la literatura, hay diferentes tipos de costos ocultos, dentro de estos se encuentra la pérdida de buena voluntad que representa un costo de oportunidad derivado de la insatisfacción de un cliente, lo que genera pérdida de dinero cuando los clientes no vuelven a adquirir un producto o servicio. De esta manera los autores en (13) denotan la relevancia que tiene el costo de oportunidad en su trabajo donde consideran y miden el costo de la calidad dentro de la cadena de suministro, mediante el estudio de parámetros individuales utilizando la dinámica del sistema.

El modelo fue construido bajo la Prevención-Evaluación de Fallas, pero su característica única fue la consideración de costo de oportunidad y su integración en el modelo. De esta manera se logran estudiar las relaciones entre los elementos del costo de calidad (incluido el costo de oportunidad) en diferentes niveles. En (13) los autores referencian a Xerox, la primera compañía en usar los costos de oportunidad para determinar el costo de calidad, logran reducir dicho costo en $ 54 millones. La razón clave del exitoso programa de Xerox fue un enfoque en mejorar las prácticas comerciales con el objetivo de lograr la satisfacción completa del cliente.

C. Estudio para la reducción de existencias agotadas en la industria de bienes de consumo de rápido movimiento

Este estudio fue financiado por la compañía Procter & Gamble (P&G), con la intención de ofrecer orientación a los minoristas de bienes de consumo que buscan reducir los costos generados por los artículos faltantes (OOS). Para conseguir lo mencionado se implementa el uso de datos Point-of-Sale (POS). La tecnología de estimación POS, funciona con algoritmos matemáticos que tienden a abordar los OOS mediante un informe de gestión donde se tratan las ventas perdidas. En lugar de esperar a recibir informes históricos, algunos minoristas están trabajando con proveedores en la identificación de OOS para obtener notificaciones en tiempo real (4).

Cuando se trata de precisión en la previsión de la demanda, la investigación emprendida por W. Gruen y otros en (4) indica que el 47 por ciento de los eventos OOS son causados por pronósticos realizados por la misma tienda. Esto sucede puesto que, para la mayoría de los productos, es difícil predecir las ventas utilizando únicamente el historial de ventas y como los únicos datos que un minorista tiene a su disposición son los datos del punto de venta de la tienda en este caso, la demanda debería se equivalente a las ventas más ventas perdidas.

D. Cliente insatisfecho

En el estudio realizado en (14), se aborda como los clientes insatisfechos en un restaurante se convierten en una problemática para la buena voluntad ante terceros. En promedio cada cliente insatisfecho cuenta a 11 personas su insatisfacción con un servicio o producto, esta situación hace parte del proceso BocaOído (BO). Cuando este proceso se vuelve negativo debe analizarse hasta qué punto la información puede perjudicar una empresa o marca y a cuántas personas puede llegar dicha información. El impacto de la información transmitida de persona a persona es mayor que la influencia de los medios de comunicación. Los consumidores tienden considerar más las experiencias de otros consumidores que la información proveniente de la publicidad.

Es importante destacar que el BO negativo se difunde más y tiene mayor influencia en otros consumidores que el BO positivo. Los consumidores más insatisfechos no son los que más se quejan sino los que más critican a la empresa, por lo tanto, generan mayor pérdida de la buena voluntad (14).

Lo anterior coincide con el estudio realizado por New Voice Media (15), donde se muestra como en Estados Unidos las empresas sufren pérdidas de hasta 41 mil millones de dólares por año como consecuencia de las deficientes experiencias de los clientes. Además, que esto, los clientes que comparan sus experiencias con los competidores, corresponden a un 44 % de los consumidores. Por otro lado, están aquellos clientes que comparten con otros su experiencia negativa, estos corresponden al 89 % en países como Argentina, superando en más del 10 % a los clientes que comparten las buenas experiencias.

IV. Desarrollo del artículo

La principal función del aplicativo será estimar el costo de perdida de buena voluntad a partir de las ventas perdidas asociadas con dos componentes implícitos en la buena voluntad de una empresa como lo son la imagen ante los clientes y el posicionamiento de la marca. Al final estos datos se monetizarán para entender el verdadero impacto.

El desarrollo del algoritmo considera la estimación del costo para un periodo de 7 días (una semana) asumiendo el comportamiento de la demanda a través de datos que representen el histórico de un mes. Dentro de los datos se presentará la cantidad de personas que han ingresado a un establecimiento tipo detal y las ventas que han realizado.

Para el diseño del prototipo se escoge Excel como la herramienta en la cual se modelará el algoritmo requerido, empleando como principal recurso macros de que interactúen con hojas de cálculo para facilitar el manejo de la información. Además, se diseñará una interfaz que permita ingresar los parámetros que condicionarán los eventos para el análisis de resultados. Considerando el alcance del artículo se presentará a continuación el proceso y los supuestos tomados en cuenta para la ejecución de la propuesta.

A. Generación de Datos

Este primer paso consiste en determinar la cantidad de ventas no realizadas como resultado de la diferencia entre los clientes que ingresan a un establecimiento y los que realizaron alguna compra. Para este caso particular el ingreso de clientes y las compras corresponden a los datos históricos que deben recopilarse con ayuda del IdC, pero considerando las limitaciones del presente trabajo, estos datos se generan de manera aleatoria manteniendo un intervalo considerable de valores probables.

B. Métodos de Pronóstico

En la ejecución de pronósticos se define un horizonte de tiempo de corto plazo medido en días, para este caso se toma como criterio las necesidades características de los almacenes al por menor que se encuentran dentro de la industria de diseño textil. Condiciones como ventas a corto plazo, programación de turnos y requerimiento de recursos cambiantes son las que permiten definir el tipo de pronóstico que se debe realizar.

La finalidad de los métodos de pronóstico escogidos es la estimación del volumen de ventas perdidas que probablemente presentara un almacén para la siguiente semana, esta información considera únicamente dentro de la estimación el patrón y comportamiento histórico de los consumidores que han ingresado al almacén. Para el aplicativo la idea es contar con el resultado de varios pronósticos para elegir al resultado con menor error. Teniendo en cuenta lo anterior, asumiendo que en el transcurso de una semana se puede presentar un comportamiento estacional se seleccionan tres pronósticos:

a) Método de pronóstico Holt-Winters: Este método se considera por la fácil adaptación que presenta ante la generación de nueva información real disponible. HoltWinters dentro de sus cálculos considera nivel, tendencia y estacionalidad dentro de la serie de tiempos. Este método tiene dos principales modelos, el modelo multiplicativo estacional y el modelo aditivo estacional. Es así como se presenta en (16), para el autor a través de Holt Winters los datos se analizan de manera segmentada. En el primer segmento los datos permiten la inicialización del modelo, con la segunda parte los índices Alfa, Beta y Gamma son calibrados y suavizados para finalmente realizar el pronóstico con el tercer segmento de datos (16). Para este caso concreto se selecciona la versión estacional aditiva para la cual se presenta la formulación a continuación:

$$L_t = \alpha(Y_t - S_{t-p}) + (1-\alpha)[L_{t-1} + T_{t-1}] \tag{1}$$

$$T_t = \gamma(L_t - L_{t-1}) + (1-\gamma)T_{t-1} \tag{2}$$

$$S_t = \delta(Y_t - L_t) + (1-\delta)S_{t-p} \tag{3}$$

$$\hat{y}_t = L_{t-1} + T_{t-1} + S_{t-p} \tag{4}$$

TABLA 1.
Notación del método Holt Winters

Notación	Descripción
Lt	El nivel en el tiempo t, donde α es la ponderación para el nivel
Tt	Tendencia en el tiempo t
ɣ	Ponderación para la tendencia
St	Componente estacional en el tiempo t
δ	Ponderación para el componente estacional
p	Periodo estaciona
Yt	El valor de los datos en el tiempo t
^yt	Pronóstico de un periodo en el tiempo t

b) Método Estacional Aditivo: En este método se asumen efectos estacionales con comportamiento constante que al mismo tiempo no presentan dependencia del nivel medio de la serie de datos. Teniendo en cuenta lo anterior, los componentes se suman considerando el valor de la serie original, el componente básico y el estacional (17).

$$L_t = \alpha(T_t - S_{t-p}) + (1-\alpha)L_{t-p} \tag{5}$$

$$S_t = \gamma(Y_t - L_t) + (1-\gamma)S_{t-p} \tag{6}$$

$$Y_{t+m} = L_t + S_{t+m-p} \tag{7}$$

TABLA 2.
Notación del método estacional aditivo

Notación	Descripción
Lt	El nivel en el tiempo t, donde α es la ponderación para el nivel
ɣ	Ponderación para la estacionalidad
St	Componente estacional en el tiempo t
p	Periodo estacional
Yt+m	El valor de los datos en el tiempo

c) Método Estacional Multiplicativo: En este método de emplea la misma notación presentada en el método Estacional Aditivo, con la diferencia de que esta versión multiplica los componentes, además de suponer que los componentes estacionales varían en función del nivel medio desestacionalizado. Para este caso también se considera un componente básico y uno estacional por lo tanto la notación es equivalente al método previamente expuesto (17).

$$L_t = \alpha\left(\frac{Y_t}{S_{t-p}}\right) + (1-\alpha)L_{t-1} \tag{8}$$

$$S_t = \gamma\left(\frac{Y_t}{L_t}\right) + (1-\gamma)S_{t-p} \tag{9}$$

$$Y_{t+m} = L_t \times S_{t+m-p} \tag{10}$$

d) Cálculo del error : Considerando que el error es el criterio determinado para seleccionar el pronóstico con el resultado más favorable, se toma como referente el Error Porcentual Medio (MAPE por sus siglas en ingles). Según las ideas expuestas por Niño en (18), con este método se mide el tamaño del error presentándolo en términos porcentuales condición que hace que sea independiente de la escala. Para realizar el cálculo se toma el promedio de los errores porcentuales sin considerar el signo.

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{D_t - F_t}{D_t}\right| \tag{11}$$

Donde n es el número de datos, Dt corresponde al valor actual y Ft es el valor pronosticado. El error absoluto es la función de pérdida de la medida. Este error es considerado de entendimiento sencillo al manejarse en datos porcentuales, es común que sea utilizado para la comparación entre modelos de pronóstico. Para Niño (18) este tipo de métrica usa todas las observaciones y tiene variabilidad de muestra a muestra pequeña.

e) Adaptación del Modelo de Bass: A lo largo de estos últimos años el modelo de Bass ha sido utilizado como técnica para estimar la demanda de nuevos productos, de este modo la interpretación y uso convencional del modelo está orientado a la estimación del número de consumidores que adoptarán un producto nuevo en el transcurso del tiempo tomando como referente los históricos en datos de ventas (19).

De acuerdo con lo expuesto por los autores Nava y Escamilla (19) en el modelo el número de consumidores en el tiempo está en función de la demanda de los clientes innovadores y de la demanda de los imitadores, por lo tanto, matemáticamente el modelo se expresa de la siguiente manera:

$$n(t) = m\frac{p(p+q)^2 e^{-(p+q)t}}{\left[p+qe^{-(p+q)t}\right]^2} \tag{12}$$

Para este caso la expresión del modelo no sufre ninguna modificación, la diferencia está en la interpretación y la manera en la cual se asumen los parámetros que lo componen. La siguiente tabla muestra un paralelo entre la interpretación que se le da comúnmente al modelo de Bass y la asumida para estimar el costo de pérdida de buena voluntad.

Los parámetros p, q y m permanecen como valores constantes en el cálculo ejecutado por el modelo. Para este caso la definición de m (máximo número de consumidores perdidos) depende de la información proporcionada en los datos históricos, de esto modo el prototipo de aplicativo deberá hacer una comparación de todos los datos para identificar la cantidad máxima de clientes que es posible perder en el transcurso de una semana.

Se debe tener presente para este modelo el horizonte de tiempo a pronosticar, en este caso se considera

TABLA 3.
Interpretación comparativa de la notación en el modelo de Bass

Interpretación de la Notación		
Notación	Propuesta	Convencional
m	Máximo número de consumidores perdidos	Máximo número de consumidores potenciales
p	Coeficiente de innovación, considerado como la efectividad de la publicidad de la competencia en un innovador en el tiempo t	Coeficiente de innovación, considerado como la probabilidad de que un innovador adquiera el producto en el tiempo t
q	Coeficiente de imitación, factor de influencia de difusión en los consumidores	Coeficiente de imitación, probabilidad de que un imitador adquiera en nuevo producto
n(t)	La porción de m que se pierde en el momento t	La porción de m que adopta en el momento t

que el modelo de Bass debe compararse con el mejor resultado de pronóstico derivado de los métodos seleccionados previamente. Por lo tanto, los valores de interés corresponderán a un periodo de 7 días, lo que equivale a una semana.

El parámetro p como se mencionó, se asocia con la efectividad de la publicidad correspondiente a la competencia, que para este caso debe estar enfocado a la industria de diseño textil, correspondiente al sector de interés para conocer el nivel de los principales competidores del sector.

Para este caso se hace uso de la MPC propuesta en (20), en dicha matriz loa autores identifican los principales competidores seleccionando entre estos: Zara, H&M y Uniplo. Los factores críticos de éxito considerados en la MPC incluyen tanto cuestiones internas como externas; por consiguiente, las calificaciones presentadas desde la perspectiva de Maldonado y Pérez (2017) se establecen como: 4 (fortaleza principal), 3 (fortaleza menor), 2 (debilidad menor) y 1 (debilidad principal). En la MPC las calificaciones y las puntuaciones son ponderadas en totales para las empresas de modo que puedan ser comparadas como se presenta en la Tabla 4.

El valor de interés no se enfoca realmente en los totales sino en la diferencia porcentual que hay entre la competencia promedio respecto al mayor competidor, que para este caso corresponde a Zara. Por lo tanto, mediante un análisis horizontal porcentual respecto a Zara, el valor de la competencia se encuentra en promedio por debajo del 0.05145. Este valor se considera como la influencia que tiene Zara como mayor competidor para atraer a los clientes dentro del mercado objetivo. Por lo tanto, para este caso p tomará el valor de 0.05145 en el análisis de resultados. Este parámetro también puede ser determinado a través de la meto-

TABLA 4.
Matriz MCP enfocada en la industria textil

Factores críticos del éxito	Peso	Zara		H&M		Uniqlo	
		Clasificación	Puntuación	Clasificación	Puntuación	Clasificación	Puntuación
Selección de mercado objetivo extranjero	0.15	4	0.6	3	0.45	2	0.3
Introducir estrategia de marketing	0.05	2	0.1	2	0.1	4	0.2
Momento de entrada	0.05	2	0.1	2	0.1	4	0.2
Posicionamiento	0.12	4	0.48	3	0.36	3	0.36
Reconocimiento de marca	0.1	4	0.4	3	0.3	3	0.3
Soporte de marketing en el mercado global	0.06	1	0.06	4	0.24	4	0.24
Selección de ubicación	0.04	3	0.12	2	0.08	3	0.12
Diseño de la colección	0.12	3	0.36	3	0.36	2	0.24
Empleado	0.05	2	0.1	2	0.1	2	0.1
Política de precios	0.1	3	0.3	4	0.4	4	0.4
Promoción de ventas	0.05	1	0.05	4	0.2	4	0.2
Organización y control de negocios	0.11	4	0.44	2	0.22	3	0.33
Total	1		3.11		2.91		2..99

dología de Quality Function Deployment conocida por sus siglas QFD, dentro de este análisis también se considera una sección para comparar el desempeño de un producto puntual respecto a la competencia.

El parámetro q considera el componente de difusión, para este caso se determinan tres diferentes valores con los cuales se plantearán los escenarios de análisis. Este parámetro es mucho más complejo de determinar considerando que depende del análisis de muchas variables que merecen ser tratadas a través de una simulación, de este modo los valores seleccionados serán tomados de investigaciones realizadas por otros autores. El primer valor q se propone en (21) a partir de una adaptación del modelo de Bass donde se consideran datos derivados de las redes sociales. Este modelo se basa en un micro proceso de nivel de adopción que define la innovación y el efecto de la influencia social.

Para este caso el coeficiente q mide el impacto en la probabilidad de adopción atribuida por la influencia social ejercida por amigos que ya han adoptado un producto.

Teniendo en cuenta el valor q se fija en 0.6 luego de analizar una red del tamaño de 10000 elementos. Este valor es diferente a los que comúnmente se asumen para el modelo Bass convencional, porque en este trabajo se asume el efecto de una red social para la difusión (21). Adicionalmente, los autores destacan como método de aproximación la metodología de Mínimos cuadrados ordinarios con el cual la estimación de los coeficientes p y q resulta en una buena calibración respecto al error. La estimación del parámetro q se deriva de los resultados de la aplicación del modelo Bass para estimar el ciclo de vida de un almacén de venta al por menor.

Para este caso en (22) se asume la influencia de la presión social que para ser estimada requiere del análisis de varios escenarios. Para el primer escenario los parámetros son fijados con la opinión de expertos en el tema,

luego mediante el ingreso de datos el modelo se va ajustando tras aplicar la metodología de regresión no lineal. Como resultado se fija un valor para q equivalente a 0.2281.

El último valor para el parámetro q es estimado en (23) donde los autores se apoyan en datos históricos de venta y establecen un inérvalo con un término de ruido permitido. Considerando esto, los valores adecuados se calculan utilizando el método Levenberg Marquardt también conocido como mínimos cuadrados amortiguados mediante el uso del paquete de software Grind de Matlab. Como resultado el valor para q se estima en aproximadamente 0.2735.

Análisis del Costo: Los resultados generados por los pronósticos permiten estimar la cantidad de clientes que se perderán, aun así, el verdadero valor de interés está en la pérdida monetaria que esto representa. Para estimar dicho valor se estima que en promedio un cliente puede comprar entre dos a tres prendas lo cual se puede ver cuantificado en $ 209359. A partir de dicho valor base, se determinará el costo de perdida de buena voluntad como la suma de lo que el establecimiento ha dejado de ganar por perder una proporción determinada de clientes.

Además de lo anterior, para poder analizar el crecimiento exponencial de dicho costo, se asumirá un comportamiento dinámico que consiste en incrementos mensuales en el valor base propuesto previamente. La idea estará en multiplicar el valor que representa cada cliente perdido por el total pronosticado, aun así, la suma total de lo que puede perder el establecimiento cada semana se tomará según lo valores propuestos en el modelo de Bass. El motivo de lo anterior está en que este modelo considera valores constantes que limitan el pronóstico reflejando valores un poco menos sesgados.

g) Puntos de Corte: Como se mencionó previamente la idea es lograr contrastar la información del modelo de Bass con el resultado pronosticado para el mismo periodo de tiempo. Al graficar ambos resultados en ciertos puntos las gráficas pueden llegar a coincidir en puntos, los valores en los que coinciden son los que proporcionan la información más probable. Para esto se encuentra el punto de corte tomando los dos puntos que limitan el valor, tanto para el modelo de Bass como para la proyección. Estos puntos se toman como dos rectas, de este modo al encontrar la recta que pasa por los puntos graficados en el modelo de Bass y la recta que pasa por los puntos de la proyección, es posible igualarlas para estimar el punto de corte. Los escenarios se diferenciarán por las condiciones que se establezcan para los parámetros constantes de p y q, esto indica que la ejecución del modelo de Bass podrá ser ajustada según las consideraciones del usuario. Aun así, se debe tener presente que aspectos como el parámetro m y la misma generación de los demás métodos de pronóstico dependerán únicamente de la información contenida en los datos históricos.

Escenario 1: La efectividad de la publicidad de la competencia (p) se toma del análisis de la MPC, lo cual corresponde a un valor de p = 0.05145. El factor de difusión se fija como q = 0.6 donde se considera la influencia de la difusión a través de una red social.

Escenario 2: La efectividad de la publicidad de la competencia (p) se toma del análisis de la MPC, lo cual corresponde a un valor de p = 0.05145. El factor de difusión se fija como q = 0.2281 donde se considera como contexto un almacén retail y la afectación de la presión social.

Escenario 3: La efectividad de la publicidad de la competencia (p) se toma del análisis de la MPC, lo cual corresponde a un valor de p = 0.05145. El factor de difusión se fija como q = 0.2735 donde se permiten un nivel de ruido controlado en el cálculo.

Escenario de contraste: En este escenario se asume un impacto mayor del factor p equivalente al 15 % de efectividad, este valor se toma de manera arbitraria como un supuesto que permita analizar cómo afecta este parámetro el resultado del pronóstico.

V. Resultados parciales

A. Propuesta

arios autores coinciden en asumir que la mejor manera de conocer el comportamiento del consumidor es a través del eslabón directo de contacto, que en la cadena de suministro suele estar representado por las tiendas minoristas. Es por este motivo que se propone aplicar el concepto de IdC directamente en los almacenes, para recopilar información sobre el patrón de consumo de los clientes. Para lograr lo anterior se debe hacer uso de sensores o tecnología RFID que permitan conectar tanto a las personas como a los ítems del establecimiento a un aplicativo que pueda procesar la información, en este caso el aplicativo corresponde al que se expone en el presente artículo. El objetivo de adoptar esta tecnología para poder determinar cuántas personas ingresaron al establecimiento y cuantas lograron efectuar su compra. Esta información es vital para determinar la cantidad de clientes que ingresaron y por algún motivo no encontraron lo que estaban buscando, es decir, corresponde a la cantidad de ventas no realizadas.

Lo importante del aplicativo es que no solo considera el patrón de consumo sino que también toma en cuenta los efectos de la publicidad de la competencia, como la misma difusión que se origina por el voz a voz que al final intensifican a nivel exponencial la pérdida de clientes.

B. Simulación de Escenarios

A continuación, se presenta el resultado de la simulación de cada escenario propuesto, donde se evidencia la comparación de los datos pronosticados a través de los métodos convencionales y el modelo de Bass. Se utilizaron los mismos datos históricos con el fin de comparar los diferentes escenarios y comprender como ciertos factores influyen en la cantidad de ventas perdidas que como consecuencia traen consigo el costo de pérdida de buena voluntad. Para el ultimo escenario y para el análisis del comportamiento del costo se consideran otros datos históricos.

Escenario 1 : Como se observa en la siguiente figura el comportamiento gráfico del modelo de Bass es significativamente diferente al de un pronóstico común, teniendo en cuenta que dentro de este modelo el comportamiento de clientes perdidos está condicionado por el efecto de dos parámetros que controlan el crecimiento y por una cantidad límite de mercado que es posible perder. Los demás métodos de pronósticos solo consideran el efecto del patrón de datos por lo tanto los picos de perdida son más altos y en mayor proporción.

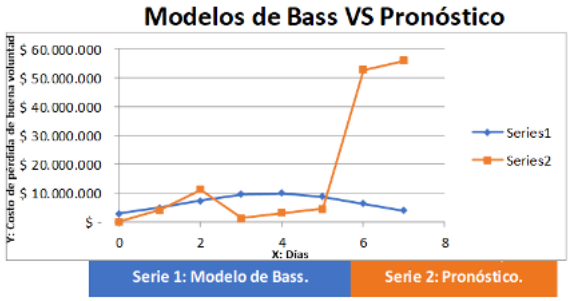

FIGURA 2.
Gráfico del Escenario 1 (p = 0.05145; q = 0.6)

Este escenario permite visualizar cuales son los días más críticos, que para este caso corresponden a los días 3, 4 y 5 en los cuales se evidencian los puntos máximos de pérdida. La curva de los datos se muestra de manera definida a causa del efecto de imitación.

TABLA 5.
Puntos de corte en el Escenario 1 (p = 0.05145; q = 0.6)

Puntos de corte	
X: Días	Y : Costo de perdida de buena voluntad
1.163216984	$ 5281345.10
2.319683369	$ 8011915.35
5.080840229	$ 8407744.34

En la tabla anterior los puntos X indican el tiempo en días, mientras que Y indica el costo de pérdida de buena voluntad. Con estos datos se puede concluir que entre el segundo y quinto día de la semana se puede presentar el mayor impacto de perdida de buena voluntad.

Escenario 2 : Para este caso el resultado gráfico respecto al escenario anterior muestra que el comportamiento del modelo de Bass es mucho más controlado, de hecho, la curva no es tan prominente y marca un comportamiento casi constante. Es importante destacar que el único factor que cambia es el efecto de la difusión, lo que muestra que la voz a voz negativo cumple un papel importante en la medida en la cual un establecimiento asume el costo de perdida de buena voluntad. En este caso la pérdida es mucho más lenta y controlada.

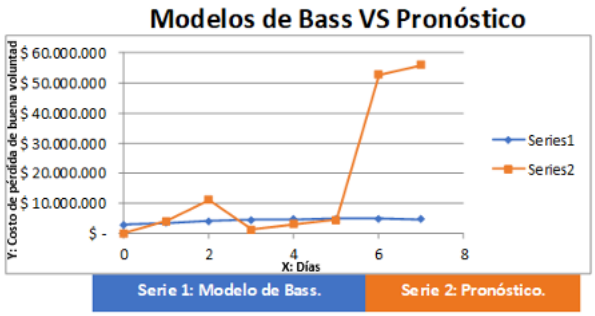

FIGURA 3.
Gráfico del Escenario 2 (p = 0.05145; q = 0.2281)

TABLA 6.
Puntos de corte en el Escenario 2 (p = 0.05145; q = 0.2281)

Puntos de corte	
X: Días	Y : Costo de perdida de buena voluntad
0.8120909	$ 3350806.96
2.69566675	$ 4257867.84
5.00730647	$ 4861703.55

Como en este caso el efecto de la difusión es mucho menor, el impacto de perdida se reduce casi a la mitad y el pico de ventas perdidas se presenta ligeramente entre los días 5 y 6. Además de lo anterior, las ventas del establecimiento pueden mantenerse entre un rango aceptable toda la semana como se evidencia en los puntos de corte, estos muestran valores cercanos respecto a la perdida de buena voluntad.

En el Escenario 3 se evidencia un comportamiento bastante similar por lo tanto se omite el resultado gráfico.

Escenario de Contraste: Este escenario se aplica manteniendo el parámetro q del escenario 1, de esta manera los cambios en la curva se hacen más evidentes tal como se muestra en el siguiente gráfico. El primer

aspecto evidenciado es el aumento de la influencia de la publicidad de la competencia, este cambio acelera la pérdida de clientes, por lo tanto, lo picos que venían presentándose en los días 4 y 5 pasan a presentarse en este contexto al inicio de la semana.

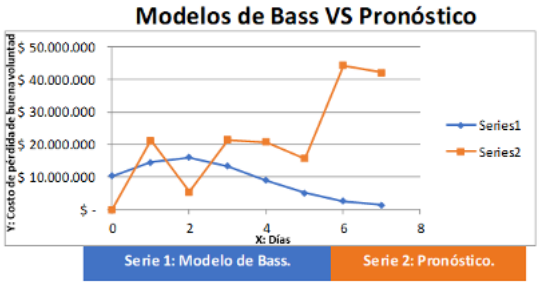

FIGURA 4.
Gráfico del Escenario de Constraste (p = 0.15; q = 0.6)

El comportamiento que se evidencia es un crecimiento rápido con una caída mucho más anticipada respecto a los casos previos, pero es importante considerar que la caída de la curva del modelo de Bass no significa que se estén perdiendo menos clientes; por el contrario, refleja que del total de clientes insatisfechos que pueden dejar de estar interesados en el establecimiento ya han sido en su mayoría captados por la competencia al inicio de la semana y al final no van a haber más clientes para ser atraídos.

La tabla de puntos de corte confirma el anterior supuesto, donde la pérdida es demasiado anticipada por lo tanto el efecto de difusión será mucho más acelerado que al final los clientes captados en el transcurso del tiempo irán reduciendo. Si se compara el primer dato de alrededor de $ 12838217.13 en ventas perdidas respecto a los $ 5281345.10 perdidos en el primer escenario, el efecto de la publicidad hace que se dupliquen las ventas perdidas al inicio de la semana, por lo tanto, es muy probable que las personas que asistan el resto de los días al establecimiento disminuyan como consecuencia de este efecto.

TABLA 7.
Puntos de corte en el Escenario de Constraste (p = 0.15; q = 0.6)

Puntos de corte	
X: Días	Y : Costo de perdida de buena voluntad
0.6062208	$ 12838217.13
1.3846947	$ 15077208.71
2.570308	$ 1449607099

Comportamiento del costo de perdida de buena voluntad: Para evidenciar el comportamiento exponencial del costo de perdida de buena voluntad la simulación se configura para un periodo de 5 meses, de los cuales se generan los resultados equivalentes en semanas. De este modo, al ejecutar el prototipo bajo los mismos parámetros los resultados se evidencian en el siguiente gráfico.

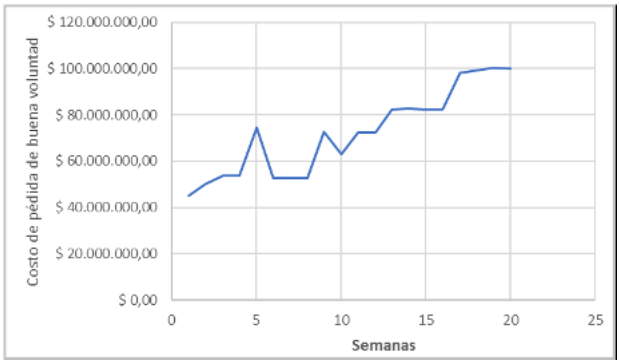

FIGURA 5.
Comportamiento exponencial del costo de pérdida de buena voluntad

Con el paso de los meses el efecto de la difusión amplifica el impacto en el costo de pérdida de buena voluntad por lo tanto la diferencia del costo en las semanas iniciales respecto a las finales llega a ser aproximadamente de $ 60000000, lo que muestra la importancia de hacer seguimiento para reconocer el impacto de este costo en los ingresos de un establecimiento.

VI. Conclusiones

Con los resultados derivados en este artículo se resalta como primer aspecto la importancia que tiene la comparación de los métodos de pronóstico basados en series de tiempo con el modelo de Bass, aunque ambos tengan cierta incertidumbre involucrada, los puntos de intersección que se generan entre ambos pronósticos arrojan información sobre los datos más probables. Lo anterior se afirma considerando que al emplear ambos métodos se pueden considerar más variables a la vez, que para este caso serían: El comportamiento de la serie de tiempo, la influencia de la publicidad y el efecto de difusión.

Los puntos resultantes no solo permiten estimar el impacto de las ventas perdidas sino también analizar qué tan rápido va a ser el efecto de pérdida de buena voluntad y en que periodos se van a presentar los picos durante el transcurso de la semana. Este aspecto está fuertemente influenciado por la interacción entre el efecto de la publicidad y el efecto de difusión, como bien se pudo evidenciar con los resultados presentados en cada escenario.

Al comparar dichos escenarios se puede asumir que cuando el efecto de la publicidad de la competencia es más significativo, la perdida de buena voluntad se da de forma acelerada lo que limita la capacidad de respuesta del establecimiento, además de perjudicar lo que serían las ventas en el transcurso de la semana. Por otro lado el efecto de la difusión muestra ser el de mayor impacto, aunque la publicidad acelere la perdida de buena voluntad, la difusión es la que defina la magnitud haciendo que los datos muestra un comportamiento de distribución leptocúrtica. Cuando la difusión es menor, la perdida de buena voluntad se mantiene en valoras bajos y constantes, lo cual puede permitir la adopción de estrategias que permitan mitigar el efecto de difusión, considerando que no es tan acelerado.

Se debe considerar que hoy en día el escenario 1 es un evento más probable debido a que las redes sociales son el medio más común de difusión, este es el motivo por el cual esta propuesta tiene un gran beneficio cuando se trata de estimar el consumo. Cuando se ejecutan pronósticos dentro de la industria de diseño textil, estos tienden a ser de horizontes de tiempo cercanos a los 6 meses por lo tanto no es posible considerar variables específicas, pero con ayuda de la propuesta de aplicativo se pueden actualizar dichos pronósticos considerando la pérdida de buena voluntad y así anticiparse a las ventas perdidas. Dependiendo del grado de impacto se puede mejorar la imagen con publicidad o promociones o incluso el mismo servicio al cliente.

La principal dificultad de implementación para el caso concreto es la cantidad de recursos que se requieren para diseñar la conectividad bajo el concepto de IdC, además de temas legales como la posible violación de la privacidad de los consumidores, aun así, este tipo de barreras se pueden ir suavizando con el paso del tiempo ya que esta tecnología hace parte de la cuarta revolución industrial lo que implica que su adopción esta con expectativas de aumento.

VII. Trabajos futuros

Este artículo funciona como línea base para comenzar a implementar la internet de las cosas para identificar nuevos patrones de consumo como parte del concepto de almacenes inteligentes que viene con la cuarta revolución industrial. Por lo tanto, en futuras investigaciones se puede profundizar en el análisis o estimación de los parámetros de imitación y difusión en el modelo de Bass para reducir el error o incluso encontrar parámetros precisos para la industria textil. Además de lo anterior, también se puede considera la oportunidad de diseñar e implementar una red de sensores para recopilar datos en un entorno real que permitan llegar a un valor real de costo de pérdida de buena voluntad.

Referencias

L. A. Martinez Molano, "Metodología para la implementacion de un modelo CPFR en una empresa comercializadora de productos de consumo masivo con sus clientes comerciales de canales modernos," *Universidad Militar Nueva Granada*, 2018.

M. McClellan, "Collaborative Planning, Forecasting, and Replenishment," *Collaborative Manufacturing Whitepaper Series*, s.f.

Y. C. González Peña, "El análisis y control de costos ocultos como herramienta para la gestión estratégica de las organizaciones," *Universidad Nacional de Colombia*, pp. 50–51, 2014.

T. W. Gruen y D. Corsten, "A Comprehensive Guide To Retail Out-of-Stock Reduction In the Fast-Moving Consumer Goods Industry," *Procter & Gamble Company*, 2007.

E. P. Palma, L. Medrano Zúñiga y R. O. Lopéz, "Desarrollo de una herramienta web que facilite la realización de pronósticos colaborativos en las pymes de Cali," *Universidad ICESI*, 2011.

Fundamentos de la gestión de Inventarios, Medellín: Centro Editorial Esumer, 2014.

G. Y. Velásquez Zhingri, Propuesta de un sistema de administración de inventarios en la Comercializadora y Reparadora de Calzado Recordcalza, Universidad Politécnica Salesiana, 2015.

S. Nahmias, "Control de inventarios sujeto al conocimiento de la demanda," de *Analisis de la producción y las operaciones*, Mexico D.F, McGrawHill Interamericana, 2017, pp. 192–194.

R. Moro, "Goodwill Valuation," 2019. [Online]. https://www.researchgate.net/publication/332817777_GOODWILL_VALUATION.

P. M. Figliola, "Internet of Things (IoT): An Introduction," *IN FOCUS.* https://crsreports.congress.gov/product/pdf/IF/IF11239, 2019.

W. Gong, "The Internet of Things (IoT): What is the potential of the internet of things (IoT) as a marketing tool," *7th IBA Bachelor Thesis Conference*, 2016.

N. Barkoczia, E. Simina Lakatos y L. A. Bacali, "An innovation diffusion model for new mobile technologies acceptance," *MATEC Web of Conferences*, 2017.

A. Alglawe, A. Schiffauerova y O. Kuzgunkaya, "A system dynamics approach to model cost of quality in a supply chain," *Systemdynamics.org*, 2016.

B. Moliner-Velázquez, "El boca-oído de clientes insatisfechos: Un enfoque de segmentación en servicios de restaurantes," *Universia Business Review*, n.. 33, pp. 30–47, 2012.

L. M. E. Pingus, "Influencia de la motivación del personal en la satisfacción del usuario externo de la fiscalía provincial mixta de leymebamba, provincia de chachapoyas, región amazonas," *Universidad César Vallejo*, 2015.

O. Maguiña, "El Método de Pronóstico Holt-Winters," 2016. [Online]. https://administration21.files.wordpress.com/2017/01/pronc3b3sticos-holt-winters-omr-nov2016.pdf.

M. Mateos, "Previsión de ventas en una gran cadena de tiendas," 2009. [Online]. https://upcommons.upc.edu/bitstream/handle/2099.1/8858/memoria.pdf?sequence=1&isAllowed=y.

J. Niño, "Propuesta para la implementación de un método de pronóstico de la demanda del material de embalaje en una empresa distribuidora de dispositivos médicos," 2018. [Online]. https://repository.unimilitar.edu.co/bitstream/handle/10654/20415/Ni%C3%B1oLaguadoJessicaMaria2018.pdf?sequence=1&isAllowed=y.

R. Nava y C. Escamilla, "Estimación de la demanda, aplicada a una innovación de tipo MEMS mediante el modelo de Bass," 2015. [Online]. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3519591.

A. Sulisetiasih, K. Junardy y P. Adam, "The Strategic Management Analysis of ZARA (Relative to the Case in Developing Countries)," 2013. [Online]. https://www.academia.edu/5492552/The_Strategic_Management_Analysis_of_ZARA_Relative_to_the_Case_in_Developing_Countries_.

H. P. Tae, T. Gruca y G. Russell, "A New Bass Model Utilizing Social Network Data," 2017. [Online]. https://www.researchgate.net/publication/317168743_A_New_Bass_Model_Utilizing_Social_Network_Data.

J. Coronado, A. Romero, C. Uribe y R. Calderón, "Application of the Bass Diffusion Model for Estimating the Lifecycle of a Retail Store," *IJMSOR*, 2018.

J. Grasman y M. Kornelis, Springer Open Journal," 2019. [Online]. https://mathematicsinindustry.springeropen.com/track/pdf/10.1186/s13362- 019-0059-6.