DOI: https://doi.org/10.26911/issn.2602-8077vol3iss1.2019pp8-14p.

Análisis de un modelo de inventario en productos perecederos aplicando Algoritmo metaheurístico Tabú y simulación Montecarlo

Analysis of an inventory model in perishable products applying Tabu and Montecarlo simulation metaheuristic algorithm

Xavier Jurado Mero[1], Jorge Peña Zhinin[2], Kevin Veloz Villón[3], y Lorenzo Cevallos Torres[4].

RESUMEN

El presente trabajo de investigación pretende dar una solución óptima a los problemas de inventarios presentes en la panadería "El Chino", dado que en los últimos tres años por los reportes enviados al administrador del local, se pudo poner en evidencia que, se desconoce la cantidad apropiada de producción de roscas y la periodicidad de la misma, generando un gran número de stock de productos perecederos, que, para evitar una perdida mayor antes de que caduque por completo, éste se vende al precio de costo de producción. Por consiguiente basándose en la información proporcionada proveniente de los años 2017, 2018 y lo que va del 2019, se simulará los meses restantes del año en curso, para proyectar la cantidad de producción de las roscas para el año 2020, por lo que se propone para optimizar el costo de ventas, el uso de herramientas informáticas, técnicas de simulación, y aplicación de modelos matemáticos, metaheurísticos y estocásticos como son el Algoritmo de Montecarlo y el algoritmo Tabú, dando como resultado la cantidad apropiada de producción diaria, misma que será presentada al administrador del local.

Palabras clave: Teoria de inventarios, Algoritmo Tabú, Algoritmo Montecarlo, Simulación, Stock, Productos Perecederos.

ABSTRACT

The present research work intends to provide an optimal solution to the inventory problems present in the bakery "El Chino", given that in the last three years due to the reports sent to the local administrator, it was possible to show that it is unknown appropriate amount of thread production and its periodicity, generating a large number of stock of perishable products, which, to avoid a major loss before it expires, is sold at the price of production cost. Therefore, based on the information provided from the years 2017, 2018 and so far from 2019, the remaining months of the current year will be simulated, to project the amount of thread production for the year 2020, so it is proposed to optimize the cost of sales, the use of computer tools, simulation techniques, and application of mathematical, metaheuristic and stochastic models such as the Monte Carlo Algorithm and the Taboo algorithm, resulting in the appropriate amount of daily production, which will be presented to the local administrator.

Keywords: Inventory theory, Taboo Algorithm, Monte Carlo algorithm, Simulation, Stock, Perishable Products.

Fecha de recepción: Noviembre 20, 2019.
Fecha de aceptación: Marzo 5, 2019.

Introducción

Un tema clave en la gestión de inventarios es el control de ítems perecederos ya que pueden llegar a un alto grado de obsolescencia en tiempos relativamente cortos; lo "perecedero" se refiere al deterioro de las unidades del inventario de un producto, como lo son para nuestro caso de estudio las roscas. Debido a que las ventas de roscas en el sector son muy variadas, se implementará la metodología de optimización Tabú introducida por Glover, ya que posee características claves como la memoria adaptativa (memoria selectiva, incluyendo olvido), que realiza una exploración sensible y se concentra en buscar características que le ayudará a plantear la solución.

En el trabajo de investigación de Azadeh y Maghsoudi en [1] se logró optimizar el rendimiento de un taller de fabricación de acero mediante la integración de simulación por computadora (test T), diseño de experimentos (DE), y por búsqueda tabú (TS). Las técnicas permitieron encontrar el modelo de optimización tanto de forma local como global, sin embargo, el presente trabajo utiliza

[1] Estudiante de Ingeniería en Sistemas Computacionales. Universidad de Guayaquil, Ecuador. E-mail: jorge.penaz@ug.edu.ec
[2] Estudiante de Ingeniería en Sistemas Computacionales. Universidad de Guayaquil, Ecuador. E-mail: xavier.juradom@ug.edu.ec
[3] Estudiante de Ingeniería en Sistemas Computacionales. Universidad de Guayaquil, Ecuador. E-mail: kevin.velozv@ug.edu.ec
[4] Ing. en Estadística Informática, MSc. en Modelado Computacional en Ingeniería. Universidad de Guayaquil, Ecuador. E-mail: lorenzo.cevallost@ug.edu.ec

Como citar: Jurado Mero, X., Peña, J., Veloz Villon, K., & Cevallos-Torres, L. (2019). Análisis de un modelo de inventario en productos perecederos aplicando Algoritmo metaheurístico Tabú y simulación Montecarlo. Ecuadorian Science, 3(1), 8-14.
DOI: https://doi.org/10.26911/issn.2602-8077vol3iss1.2019pp8-14p.

modelos con diseños experimentos (DE) por lo que los resultados podrían resultar inexactos o poco precisos, por esta razón se pretende mejorar el desempeño del modelo lineal dinámico para pronósticos y modelo de inventarios, con la aplicación de técnicas de Simulación por Montecarlo y modelos matemáticos.

Jaramillo expone en [2] la implementación de un modelo de inventarios para los productos descentralizados de la compañía Avon con fin de mejorar los niveles de ocupación en bodega, la implementación se realizó a través de la aplicación del método matemático de teoría de inventario (Ley Stock) con el análisis de las variables más significativas en el proceso, lo que le permitió a Avon obtener una metodología de gestión y control de inventarios. Sin embargo, este trabajo no emplea herramientas tecnológicas, ni métodos probabilísticos que podrían aportar mayor exactitud en los resultados obtenidos, lo que nuestro trabajo pretende implementar.

Batero en [5] presenta una solución de ruteo e inventarios para la cadena de su-ministros perecederos en el sector de la "Frutícola" mediante el uso de un modelo matemático multiobjetivo y un código desarrollado en Gams como herramienta tecnológica, lo que podría resultar complejo y requerir costos adicionales para la implementación de una solución, por lo que el trabajo de investigación brindará una solución sencilla y fácil de implementar con el uso de herramientas accesibles como lo es Excel.

Como lo manifiesta Pérez y Torres en [3] quienes por medio de una revisión de li-teratura buscaron definir una política de inventarios óptima para productos que se deterioran, mediante el desarrollo de diversos modelos matemáticos, lograron identificar oportunidades de investigación que a la fecha no han sido abordadas por la comunidad informática, es por ello que el presente trabajo de investigación pretende dar una solución óptima en función de modelos matemáticos, probabilísticos y computacionales.

Medina y García en [7] con el objetivo de predecir casos en que la demanda presente variabilidad y estacionalidad, han implementado mediante la utilización de modelos RNA (Redes Neuronales Artificiales), algoritmos de optimización y Machine Learning un modelo de pronóstico de producción y venta de productos perecederos que pueden ser más eficientes que otros trabajos de investigación con utilización de métodos convencionales, pero la complejidad de aplicación hace que se busque otros métodos eficientes y sencillos.

Como lo indica Valencia en [14] los modelos lineales mixtos tienen una amplia aplicación para la estimación de efectos fijos en estudios que involucran datos correlacionados, por lo que se implementó mediante transformaciones de Normalidad, distribución normal sesgada y modelos lineales mixtos, mismos que fueron elabora-dos en un lenguaje de programación y aplicados con técnicas computacionales. Aunque si bien es cierto que ya existen otros modelos más especializados con el mismo enfoque, muchos de estos pequeños emprendimientos como lo es la panadería "El Chino" les es complicada la implementación de un análisis tan complejo como pudiere resultar las RNA, Machine Learning y otros modelos, por lo que el equipo de trabajo busca una implementación sencilla mediante herramientas accesibles como lo es Excel, la aplicación del Algoritmo de Tabú, teoría de inventarios y simulación mediante Montecarlo.

Materiales y métodos

Para implementar este proyecto se utilizaron diferentes metodologías, la investigación de campo fue una de ellas, se aplicó para la para la recopilación de datos reales sobre las ventas y compras de bebidas de una despensa de la ciudad de Guayaquil. Los datos sobre las ventas y compras de productos para inventario se realizan mensualmente en los años 2017, 2018 y 2019. Además, el uso de inventarios, los cuáles se utilizan para tener un control en el stock.

Distribución de Probabilidad

Se utilizó el algoritmo para obtener la distribución que corresponde al histórico de de-manda y oferta usando la herramienta Stat::fit, En [15] indica que se utiliza para analizar y determinar el tipo de distribución de probabilidad de un conjunto de datos, de tal ma-nera que permita comparar los resultados entre varias distribuciones analizadas por una calificación. Además, también.

Algoritmo distribución en stat::fit

Inicio
- Ingresar los datos de las ventas mensuales del producto.
- Seleccionar opción "AutoFit".
- Seleccionar distribución continua.
- Seleccionar la distribución con el mayor valor.
- Deseleccionar las distribuciones restantes.
- Realizar la simulación de datos con la distribución obtenida.

Fin

Para obtener el valor de demanda sobre cada valor simulado en los últimos cinco meses del año se utiliza la fórmula de Distribución Log Normal, el tipo de distribución que se utilizará se obtiene por el método de Montecarlo.

Distribución Log Normal

La distribución log normal es una probabilidad utilizada para expresar el comportamiento de observaciones con asimetría positiva, en donde la mayoría de los valores ocurren en las proximidades de un valor mínimo. Esta distribución es característica en conjuntos de datos donde existe mayor frecuencia de valores pequeños, por lo cual la media se desplaza hacia la derecha y esto hace que el mejor estadígrafo de posición sea la moda y no la media aritmética.

La distribución log-normal tiende a la función densidad de probabilidad

$$\boldsymbol{f(x;\rho,\sigma)} = \frac{\mathbf{1}}{\boldsymbol{x\sigma\sqrt{2\pi}}} e^{-(\ln(x)-\rho)^2/2\sigma^0}$$

para $\boldsymbol{x > 0}$ {\displaystyle x>0}, donde $\boldsymbol{\rho}${\displaystyle \mu } y $\boldsymbol{\sigma}${\displaystyle \sigma } son la media y la desviación estándar del logaritmo de variable. El valor esperado es

$$\boldsymbol{E(X)} = e^{p+\sigma^2/2}$$

y la varianza es

$$\boldsymbol{var}\ (\boldsymbol{X}) = (\boldsymbol{e^{\sigma^2}} - \mathbf{1})e^{p+\sigma^2/2}$$

MAPE

El MAPE brinda información y permite la identificación del tamaño de los errores de pronóstico, comparándolos con los valores reales de la serie. La aplicación de éste se hace importante cuando el tamaño de la variable del pronóstico es relevante para evaluar la eficiencia del pronóstico. Además de ser utilizado para comparar la precisión de estas o diferentes técnicas en dos series totalmente distintas, como se menciona en Hanke (2006).

La media de error porcentual absoluto (MAPE) es un indicador de error de ajuste del modelo que se puede describir según Heizer & Render (2009) así:

$$MAPE = 1/n \sum_{t=1}^{n} |z_t - \hat{z}_t / z_t|$$

Donde:

n:Es la cantidad de datos
z_t:Es el valor estimado
ẑ_t:El valor de las ventas estimado

Simulación Montecarlo

La simulación de Montecarlo es una técnica cuantitativa que hace uso de la estadística y los ordenadores para imitar, mediante modelos matemáticos, el comportamiento aleatorio de sistemas reales no dinámicos (por lo general, cuando se trata de sistemas cuyo estado va cambiando con el paso del tiempo, se recurre bien a la simulación de eventos discretos o bien a la simulación de sistemas continuos) (FAULIN, 2008).

Para la simulación de los datos de los periodos mensuales de agosto hasta diciembre del 2019 se usó la Simulación de Montecarlo, su proceso consiste en repetir o duplicar las características y comportamientos de un sistema real. Por lo tanto, el objetivo principal de la simulación de Montecarlo es intentar imitar el comportamiento de variables reales para, en la medida de lo posible, analizar o predecir cómo van a evolucionar [13]. Además [14] indica que la justificación para su uso es que proviene de dos teoremas centrales de probabilidad y estadística: la ley débil de los grandes números y el teorema del límite central.

Algoritmo de Simulación de Montecarlo

```
Inicio
    Inicializar mean=0, desviación =0.
    Leer media;
    Leer desviación;
        For i=1 hasta 550
    Prodem= Prodem + <elemento>;
  End for;
    Prodem = Prodem/30;
     If inventario_inicial <40 then
          Inventario_inicial = Inventario_inicial +100;
   End
Fin
```

La simulación es aplicada a un sinnúmero de casos, (desde las colas en los cajeros de los bancos, hasta el análisis de la economía de cada país). Este tipo de método puede ayudar a resolver dificultades de inventario cuando la demanda no es constante.

Teoría de inventarios

Simchi-Levi et al. (2008) se refieren a los modelos de inventarios en una cadena de suministro, específicamente en la logística interna de una empresa, como: de materia prima, inventario de trabajo en proceso y de producto terminado, este último es el caso que se estudia aquí. Los autores afirman: "el costo del inventario es uno de los más dominantes para la empresa", y, además, que "su manejo es uno puede tener un impacto significativo en el nivel de servicio y en el costo total del sistema completo de la cadena de suministro".

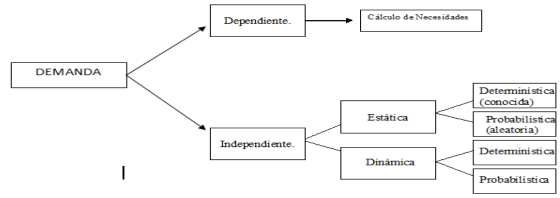

Figura 1. Modelos de Inventarios.

El inventario se maneja debido a diferentes razones como: aprovechar las economías de escala, manejar las aleatoriedades en la demanda, ocultar ineficiencias en la cadena de suministro, entre otras, lo que exige definir políticas óptimas para su administración.

Tabla 1. Parámetros Inventario.

Parámetros de Teoría de Cola
1. Se almacena $\mathbf{V_j}$ productos cuyas demandas son indepen-dientes
2. =La demanda $\mathbf{D_j}$ es contante para el periodo de tiempo **T**.
3. El costo unitario de adquisicion de cada producto es $\mathbf{b_j}$,constante e independiente del tamaño de la compra.
4. El costo de la orden de compra de cada tipo de producto es $\mathbf{k_j}$.
5. El costo de mantenimiento de cada unidad de producto por unidad de tiempo es $\mathbf{C_j}$.
6.No se admite faltante de ninguno de los productos.
7.La reposición se realiza en un único día (reposición instantá-nea) en los lotes de intervalos $\mathbf{Q_{cj}}$ regulares de tiempo $\mathbf{t_{cj}}$ (ciclo de stock).
8. $\mathbf{Q *_{cj}}$ es el tamaño óptimo del lote de compras del producto **j.**
9.Cada unidad de producto **j** ocupa un volumen $\mathbf{v_j}$ (volumen específico)
10.El espacio disponible para el almacenamiento de los produc-tos del inventario es **V.**

Modelos dinámicos de inventarios

El término dinámico en los modelos de inventarios puede asociarse con los cambios que se presentan en el tiempo en las variables asociadas a estos, como la demanda de producto terminado. Por ello no es sorprendente que se elaboren análisis dinámicos asociados a los sistemas de las cadenas de suministro, en especial, en una logística interna empresarial, esto según Sarimveis et al. (2008).

Tabla 2. Parámetros Dinámicos.

Parámetros de Teoría de Inventario
$\boldsymbol{t}$ = 1,2………T, periodos de estudio
dt **=** Demanda al comienzo del periodo *t.*
$\boldsymbol{C_t}$ **=(**$\boldsymbol{Q_t}$ **)**Costo de producir deQ_t unidades en el periodo *t.*
$\boldsymbol{H_t}$ $(\boldsymbol{I_t})$**=** Costo de almacenar I_t unidades del periodo *t.*
$\boldsymbol{Q_t}$ **=** Cantidad a producir al comienzo del periodo *t.*
$\boldsymbol{I_t}$ **=** Nivel de inventario al final del periodo *t*….,I_t: Inventario Inicial

Planteamiento general según Ramos (2013):

$$Min \sum t[C_t = (Q_t) + H_t(I_t)]$$
$$Q_t + I_t$$
$$= dt$$
$$+ I_t \quad Para\ todo\ t$$

$Q_t \ I$
$\geq 0 \ Para \ todo \ t$

Los métodos de solución para este tipo de modelos de inventarios dinámicos pueden ser analíticos o heurísticos. Además, dentro de las restricciones se asumen las ecuaciones de balance de inventarios por periodo como en la Ecuación (4), así como restricciones de pedidos, en las cuales, el máximo pedido del primer período puede ser la suma de las demandas totales del producto de los n periodos, pero en los siguientes periodos se resta la demanda anterior que se supone ya surtida.

Metodología Tabú

La técnica Tabú fue diseñada inicialmente como un algoritmo heurístico que usa la búsqueda de las variables de decisión que conduzcan a encontrar un objetivo adecuado, pero no necesariamente el óptimo global, por medio de procesos estadísticos. Este método ha introducido elementos que mejoran sus herramientas matemáticas y estadísticas de búsqueda y por ello, ahora es llamado Metaheurístico, tratando de encontrar el mejor valor de la función objetivo, evitando que haya un óptimo local atrapado, aunque éste no siempre sea el global, esto según Glover (1986).

```
BEGIN: instancia_lrph
DEPARTURE: rutas_lrph
BEGIN
    BEGIN instancia_lrph
            Resolver un TSP con todos los clientes
            Generar criterios factibles por capacidad de
producto del TSP anterior
            Asignación optima de depósitos a clústeres
            Mientras no ocurra la condición de termino
hacer
              Aplicar mejor movimiento no tabú de las ve-
cindades
            Si solución actual es óptima local, entonces
              Ejecutar perturbación
      END
      IF    Actualizar lista tabú THEN
            Terminado: =TRUE
  END
END
```

Método heurístico Tabú

La explicación general de la metodología empleada para optimizar dos funciones objetivo separadamente: MAPE de pronóstico y costos usando la heurística Tabú, es la siguiente:

- Se generan puntos nuevos asociados a la variable de decisión.
- Se busca el mejor valor objetivo del vecindario del punto respectivo.
- Se crea la lista tabú con cada mejor objetivo.
- Se exploran nuevos puntos, si estos no están contenidos en la lista.
- Se explotan los puntos de forma que se encuentre el óptimo local de cada uno, y si este es mejor al óptimo global de la lista Tabú, se incluye, de lo contrario se omite. • Se depura la lista eliminando en cada iteración el dato más malo.
- Repetir proceso exploración, explotación, y búsqueda del óptimo local, basado en la memoria almacenada por la lista

Tabú. Se detallará en el siguiente apartado el método aplicado para la función objetivo MAPE a continuación.

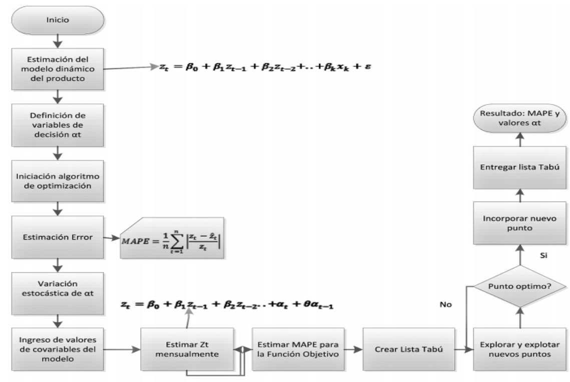

Figura 2. Estimación del modelo dinámico.

MAPE, para los productos asignados por la empresa, lo que genera un insumo del siguiente proceso: las ventas pronosticadas para la optimización de costos. Se plantea como punto inicial la estimación del modelo dinámico por cada referencia de producto, pasando por la incorporación de este en el algoritmo tabú y finalizando en la obtención del nuevo valor de MAPE. El proceso se resume en el algoritmo propuesto en la Figura 3, el que parte del ingreso de datos y estimación del modelo lineal dinámico (econométrico), hasta generar una lista con valores de la función objetivo y variables de decisión αt respectivos, de tal manera que el menor de todos los valores MAPE estará al final de dicha lista.

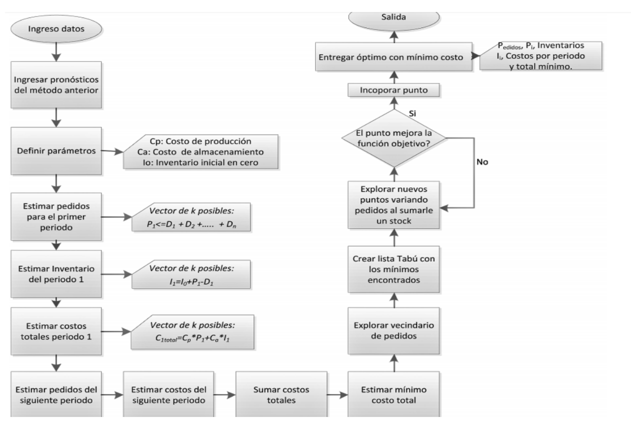

Figura 3. Algoritmo dinámico de costos.

Figura 3, partiendo de los pronósticos realizados en el proceso anterior, y entregando una lista con mínimo costo, cantidad de stock, pedidos, y cantidades a almacenar inventarios. Al finalizar el algoritmo se comparan las cantidades de ventas pedidos con las cantidades reales por periodo y se calculan los faltantes con sus respectivos costos y según esto, se obtiene un costo total final y un servicio, como medida final de desempeño.

Modelo Matemático de Tabú

El valor de estas componentes del costo para cada producto puede calcularse del siguiente modo,
$CA_J = D_j b_j$

CT_J
$= C_j T Q_j$

Donde Q_j es el stock medio durante un ciclo de stock.
Si $r_J = \frac{D_j}{T} \; \frac{Q_{Cj}}{tc_j}$ es la tasa de demanda que corresponde al producto j,

La función cuyo valor es la cantidad de producto en existencia en función del tiempo o ley de stock y está dada por la expresión:
$q_j = rj_t +$
Q_{Cj}

El stock medio puede calcularse como sigue:

$\bar{Q}_j = \frac{1}{tc_j}\int_0^{tc_j}(-r_j.t + Q_{Cj})$.dt $= \frac{1}{tc_j}$ $(-r_j.\frac{t^2}{2} + Q_{Cj}.t)\ |_0{}^{tc_j}$ = -
$r_j.\frac{tc_j}{2} + Q_{Cj}$
$= -\frac{Q_{Cj}}{2} + Q_{Cj} =$
$\frac{Q_{Cj}}{2}$

Por lo tanto
$CT_J = \frac{1}{2}.C_j T.Q_{Cj}$

CO_J
$= K_{j.}N_j$
Donde $\boldsymbol{N_j = \frac{D_J}{Q_{Cj}}}$ = es el número de órdenes de compra del producto J colocadas en el período T.

Queda, por lo tanto:
CO_J
$= K_j.\frac{D_J}{Q_{Cj}}$

El costo total de inventario para el período T y para el producto j es

$C_J = CA_j + CO_j + CT_j$

$C_J = f(Q_{cj})$ $= b_j.D_j + K_j.\frac{D_J}{Q_{Cj}} + \frac{1}{2}$
$C_j T.Q_{cj}$

El costo total de inventario para el modelo multi-producto está dado por la siguiente función convexa:

$$\sum_{j=1}^{n} C_J = \sum_{j=1}^{n} b_J.\ D_j + \frac{1}{2}\sum_{j=1}^{n} C_j T.Q_{cj} + \sum_{j=1}^{n} K_j.\frac{D_J}{Q_{Cj}}$$

Para hallar la política óptima de inventario debe plantearse como objetivo minimizar la función de costo sujeta a la restricción de espacio para el almacenamiento de los productos. Se trata entonces del siguiente problema de optimización con una restricción de desigualdad:

$Min\ \ C = f(Q_{cj})$ sujeta a $<v, Q> \leq V$

Donde
Q_c
$= (Q_c 1, Q_c 2, \ldots\ldots.., Q_c j, \ldots.. Q_c n)\ es\ el\ vector\ de\ lotes\ de\ compras$

$Q_v = (v_1, v_2 \ldots.. v_j, \ldots.., v_n)$ es el vector de volúmenes específicos
$<v, Q_c>$es el producto interno entre v y Q_c

$C_J = f(Q_c) = \sum_{j=1}^{n} C_J = \sum_{j=1}^{n} b_J.\ D_j + \frac{1}{2}\sum_{j=1}^{n} C_j T.Q_{cj} +$
$\sum_{j=1}^{n} K_j.\frac{D_J}{Q_{Cj}}$
es la función objetivo

La restricción es lineal y el conjunto de puntos factible
$\left\{Q_c \ \in \frac{R^n}{\sum_{j=1}^{n} v_j.Q_{cj}} \leq v\ y\ Q_{cj}\ \geq 0\ \forall j = 1., \ldots.., n\right\}$

es un conjunto convexo

Se introduce una variable de holgura
$X = V - < v; Q_c >$

El valor de la variable de holgura se interpreta como el menor espacio libre que podría quedar en el depósito (si las reposiciones de todos los productos se recibieran juntas el mismo día) La restricción puede escribirse en forma de igualdad como
$< v; Q_c > + X = V$
$\sum_{j=1}^{n} b_J.D_j = \sum_{j=1}^{n} k_J.\frac{D_J}{Q_{Cj}} + \frac{1}{2}\sum_{j=1}^{n} C_j T.Q_{cj} + t$

Caso de Estudio

Las metodologías expuestas anteriormente se aplicaron al producto R, proporcionado por la empresa "Rosquería el chino", a partir de los datos de ventas desde el mes de enero del año 2017 hasta el mes de Julio del año 2019. A partir de estos se generó una ecuación del modelo dinámico, sobre el cual se hace un proceso de minimización del MAPE obtenido por medio de un algoritmo Tabú.

La figura 3 muestra las ventas del periodo de tiempo 20017-2019 del producto R. No es clara una tendencia pues al final hay un cambio en la variabilidad muy fuerte que, al menos a simple vista no permitiría hacer una predicción de su futuro comportamiento. Esto indica que puede ser conveniente hacer una transformación a la serie, como su logaritmo natural.

Según Cevallos y Botto en [19] para simular los datos de nuestra muestra real debería determinar el comportamiento que siguen estos datos. Para esto se debe saber qué tipo de distribución de probabilidad es la más adecuada. Luego se utiliza la transformada inversa, para determinar una fórmula que genere tantos valores como sean posibles.

En cuanto a la simulación realizada en Excel por el método Montecarlo en la tabla 1 esto demuestra que se reduce el inventario final en 485 con relación a los datos que la empresa nos otorgó, El método Simulación Montecarlo adaptado a este modelo, sí muestra alta eficiencia para la mejora del manejo de los inventarios.

Table 1. Intervalo de tiempo. Simulación Montecarlo

Intervalo de tiempo	Inicio	Fin
I	Agosto-01	Agosto-31
II	Septiembre-01	Septiembre-30
III	Octubre-01	Octubre 31
IV	Noviembre-01	Noviembre-30
V	Diciembre 01	Diciembre-31

En la tabla 1, se puede apreciar los rangos de tiempos usados en la simulación Montecarlo para facilitar la obtención de los diferentes valores a la hora de trabajar con el modelo matemático.

Table 2. Simulación Montecarlo, obtenidos para el producto R desde el mes de agosto hasta el mes de diciembre del 2018

Mes	Inventario Inicial	Demanda	Inventario final
Agosto	12653	11896	757
Septiembre	12591	12014	577
Octubre	13268	12689	579
Noviembre	14147	13598	549
Diciembr	18926	18441	485

En cuanto a la simulación realizada en Excel por el método Montecarlo en la tabla 2 esto demuestra que se reduce el inventario final en 485 con relación a los datos que la empresa nos otorgó, El método Simulación Montecarlo adaptado a este modelo, sí muestra alta eficiencia para la mejora del manejo de los inventarios.

Table 3. Intervalo de tiempo. Algoritmo Tabú

Intervalo de tiempo	Inicio	Fin
I	Enero-01	Enero-31
II	Febrero-01	Febrero-28
III	Marzo-01	Mrzo-31
IV	Abril-01	Abril-30
V	Mayo-01	Mayo-31
VI	Junio-01	Junio-30
VII	Julio-01	Julio-31
VIII	Agosto-01	Agosto-31
IX	Septiembre-01	Septiembre-30
X	Octubre-01	Octubre-31
XI	Noviembe-01	Noviembre-30
XII	Diciembre-01	Diciembre-31

En la tabla 3, se puede apreciar los rangos de tiempos usados en el algoritmo Tabú para facilitar la obtención de los diferentes valores a la hora de trabajar con el modelo matemático.

Tabla 4. Algoritmo Tabú, obtenido para el producto R

Mes	Inventario Inicial	Demanda	Inventario Final
Enero	19347	19337	10
Febrero	12370	12350	20
Marzo	8366	8348	18
Abril	8385	8380	5
Mayo	7703	7678	25
Junio	10026	10001	25
Julio	13044	13029	15
Agosto	11717	11700	17
Septiembre	11851	11829	22
Octubre	12713	12682	31
Noviembre	13581	13533	48
Diciembre	18394	18341	53

En esta sección se mostrarán los resultados a partir del algoritmo Tabú que se ha diseñado para la optimización en la tabla 2.

Acorde con el inventario final pronosticado propuesto, se reducen los inventarios reales en 53 con relación a los resultados del Método Montecarlo. El algoritmo metaheurístico Tabú adaptado a este modelo, sí muestra alta eficiencia para la mejora del manejo de los inventarios.

Tabla 5. Resultado de la investigación

	Año 2017		Año 2018		Año 2019	
Mes	Producción +Inv. Inicial	Demanda	Producción +Inv. Inicial	Demanda	Producción +Inv. Inicial	demanda
Enero	19347	6222	19366	62222	18142	13674
Febrero	12360	5048	12353	5048	16925	8575
Marzo	8346	4865	8356	4865	16116	15158
Abril	8367	5037	8403	5037	16587	11378
Mayo	7698	5255	7727	5255	18627	15036
Junio	1001	6792	10021	6792	19166	10368
Julio	13019	7999	13046	7999	17517	15058
Agosto	11702	7311	15821	13369	19671	17004
Septiembre	11834	7799	20097	10303	16672	14227
Octubre	12691	7736	19651	7873	19405	11540
Noviembre	13568	9235	20341	10425	21636	18779
Diciembre	18377	13314	20253	10121	19604	12341

En primer lugar, están los resultados obtenidos con los datos proporcionados por los dueños de la Rosquería Tabla 2.

A continuación, se exponen los resultados de la simulación Montecarlo con datos extraídos.

Tabla 6. Comparación de inventarios finales, producto R

Inventario	Inventario final Simulación Montecarlo	Inventario final Algoritmo Tabú
2423	485	53

Se evalúa la situación previa en una empresa real y a partir de dicha evaluación se busca una forma de optimizar los recursos disponibles relacionados con las líneas de espera (pudiendo asumir inversiones) para una mejor gestión de estos.

Conclusiones

La metodología diseñada de optimización con algoritmo Tabú muestra un muy buen desempeño, tanto al aplicarse a la minimización del MAPE del modelo de pronósticos modificado, como a los costos de inventarios. Esto sugiere que este tipo de técnicas son el mejor camino en busca de una optimización general en el manejo de inventarios. El algoritmo hace una exploración adecuada que le permite ir encontrando mejores resultados, los cuales pueden implementarse en R u otro lenguaje que permita una programación similar, ya que se explicaron los pasos para llevar a cabo la metaheurística diseñada.

Referencias Bibliográficas

[1] Azadeh, A., & Maghsoudi, A. (2010). Optimization of production systems through integra-tion of computer simulation, design of experiment, and Tabu search: the case of a large steelmaking workshop. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 48(5-8), 785-800.

[2] Daniel Jaramillo Maya, Medellín 2013 "Diseño e implementación de un modelo de inventarios para los productos descentralizados en la compañía Avon Colombia ltda." Enlace: https://repository.eafit.edu.co/bitstream/handle/10784/8280/Daniel_JaramilloMaya_2013.pdf?sequence=2.

[3] Freddy Andrés Pérez Mantilla, Fidel Torres, agosto 2014 "Modelos de inventarios con productos perecederos: revisión de literatura" Enlace: http://www.scielo.org.co/pdf/inge/v19n2/v19n2a01.pdf.

[4] John Willmer Escobar (Colombia), Rodrigo Linfati (Chile), Wilson Adarme Jaimes (Colombia), "Gestión de Inventarios para distribuidores de productos perecederos"

ISSN Electronico 2145-9371, ISSN Impreso 0122-3461, Volumen

35, n.°1, enero - julio 2016.

[5] Diego Fernando Batero Manso, BOGOTÁ D.C. 2017,"modelo matemático multi-objetivo de ruteo e inventarios para la cadena de suministro de perecederos: caso sector fruticola".

[6] David Higuita-Alzate, Marisol Valencia-Cárdenas & Juan Carlos Correa-Morales, September 6th, 2017. Combination forecasting method using Bayesian models and a me-taheuristic, case study.

[7] Medina, S. y García, J., Predicción de demanda de energía en Colombia mediante un sistema de inferencia difuso neuronal. Energética. 33, pp. 15-24, 2005. DOI: 10.15446/energetica.

[8] Keles, D., Scelle, J., Paraschiv, F. and Fichtner, W., Extended forecast methods for day-ahead electricity spot prices applying artificial neural networks. Appl. Energy. 162, pp. 218-230, 2016.

[9] Claveria, O. and Torra, S., Forecasting tourism demand to Catalonia: neural networks vs. time series models. Econ. Model. 36, pp. 220-228, 2014.

[10] West, B., Welch, K. and Galecki, A., Linear mixed models: a practical guide using statisti-cal software, first. 2006.

[11] Valencia, M., Estimación en modelos lineales mixtos con datos continuos usando transformaciones y distribuciones no normales. Tesis de grado. Universidad Nacional de Colombia, Sede Medellín. [en línea]. Disponible en: http://www.bdigital.unal.edu.co/1862/1/71680093.2010.pdf, 2010.

[12] Fei, X., Lu, C.-C. and Liu, K., A bayesian dynamic linear model approach for real-time short-term freeway travel time prediction. Transp. Res. Part C Emerg. Technol. 19(6), pp. 1306-1318, 2011. DOI: 10.1016/j.trc.2010.10.005.

[13] Sakauchi, T., Applying bayesian forecasting to predict new customers' heating oil demand, 2011.

[14] Valencia, M., Estimación en modelos lineales mixtos con datos continuos usando transformaciones y distribuciones no normales. Tesis de Maestría. 2010.

[15] Cevallos-Torres, Lorenzo, & Miguel Botto-Tobar. Problem-Based Learning: A Didactic Strategy in the Teaching of System Simulation. Vol. 824. Springer, 2019.

[16] Cevallos-Torres, Lorenzo, & Miguel Botto-Tobar. "Monte carlo simulation method." Prob-lem-Based Learning: A Didactic Strategy in the Teaching of System Simulation. Springer, Cham, 2019. 87-96.

[17] Cevallos-Torres, Lorenzo, & Miguel Botto-Tobar. "The system simulation and their learn-ing processes." Problem-Based Learning: A Didactic Strategy in the Teaching of System Simulation. Springer, Cham, 2019. 1-11.

[18] Cevallos-Torres, Lorenzo, & Miguel Botto-Tobar. "Case study: Project-based learning to evaluate probability dis-tributions in medical area." Problem-Based Learning: A Didactic Strategy in the Teaching of System Simulation. Springer, Cham, 2019. 111-122.

[19] Cevallos-Torres, Lorenzo, & Miguel Botto-Tobar. "Case study: Probabilistic estimates in the application of inven-tory models for perishable products in SMEs." Problem-Based Learning: A Didactic Strategy in the Teaching of System Simulation. Springer, Cham, 2019. 123-132.

[20] Cevallos-Torres, Lorenzo, & Miguel Botto-Tobar. "Case study: Logistical behavior in the use of urban transport using the monte carlo simulation method." Problem-Based Learn-ing: A Didactic Strategy in the Teaching of System Simulation. Springer, Cham, 2019. 97-110.