



Entreciencias:
Diálogos en la Sociedad
del Conocimiento

Entreciencias: Diálogos en la Sociedad del Conocimiento

Año 10, Número 24, Artículo 15: 1-12. Enero - Diciembre 2022
e-ISSN: 2007-8064


<http://revistas.unam.mx/index.php/entreciencias>



Identificación de patrones de demanda de refacciones automotrices

Demand pattern identification of automotive spare parts

DOI: 10.22201/enesl.20078064e.2022.24.81259
e24.81259

Erika Montes de Oca Sánchez^{a*} 
<https://orcid.org/0000-0002-6577-9794>
Lourdes Loza-Hernández^{b*}
<https://orcid.org/0000-0001-5107-7110>

Fecha de recepción: 22 de noviembre de 2021.
Fecha de aceptación: 12 de septiembre de 2022.
Fecha de publicación: 24 de octubre de 2022.

^aAutora de correspondencia
mitakire@gmail.com

*Universidad Autónoma del Estado de México

Se autoriza la reproducción total o parcial de los textos aquí publicados siempre y cuando se cite la fuente completa y la dirección electrónica de la publicación.
CC-BY-NC-ND



RESUMEN

Objetivo: clasificar el tipo de demanda de los productos colocados en el mercado por empresas de autopartes en México, enfocadas al ensamble y venta de autopartes a nivel nacional e internacional, lo cual es la base para el adecuado abastecimiento de los insumos en la cadena de suministro de estudio.

Diseño metodológico: de un total de 14,895 productos fueron seleccionados a través del método ABC 326 componentes, para realizar el análisis de patrones de demanda. El análisis de patrones de demanda se realizó de acuerdo con el intervalo promedio entre demandas y el coeficiente de variación cuadrada, utilizando las demandas mensuales de cada producto.

Resultados: el análisis probabilístico de la demanda de los 14 895 productos, muestra patrones de demanda suavizados (63.80%), erráticos (19.94%), irregulares (11.35%) e intermitentes (4.91%), de lo cual se concluye que los patrones de demanda para estas empresas son principalmente de tipo suavizado.

Limitaciones de la investigación: el análisis probabilístico realizado se basa en los datos proporcionados por tres empresas de la industria de venta de autopartes en México, de los cuales después del análisis ABC solo se consideraron los artículos de la categoría A para los resultados obtenidos. Proponer una técnica diferente al análisis ABC queda limitado por el tipo de datos proporcionados por las empresas.

Hallazgos: debido a la cantidad de factores que intervienen en la variabilidad de la demanda, es de suma importancia apoyarse de herramientas que ayuden a alcanzar pronósticos de demanda confiables, manteniendo a las empresas competitivas en la calidad del servicio al cliente. Además, la complejidad en la predicción de repuestos automotriz es un reto que en la actualidad enfrenta la industria automotriz. La clasificación de los patrones de demanda resultantes del estudio, permiten seleccionar un método de pronóstico adecuado para cada patrón y mejorar las condiciones de la cadena de suministro de las diferentes empresas. Este tipo de estudios y análisis de datos permite mejorar la toma de decisiones de los encargados del suministro de los componentes.

Palabras clave: demanda, autopartes, cadena de suministro, patrones de demanda.

ABSTRACT

Purpose: To classify the type of product demand placed on the market by auto parts companies in Mexico focusing on the assembly and sale of auto parts at national and international level, which is the basis for the adequate provision of materials in the studied supply chain.

Methodological design: From a total of 14,895 products, 326 components were selected through the ABC method to perform the demand pattern analysis which was carried out according to the average demand interval and the square coefficient of variation using the monthly demands of each product.

Results: The probabilistic analysis of the demand for the 14,895 products shows smoothed (63.80%), erratic (19.94%), lumpy (11.35%) and intermittent (4.91%) demand patterns from which it is concluded that the demand patterns for these companies are mainly of the smoothed type.

Research limitations: The probabilistic analysis conducted is based on the data provided by three autoparts companies in México, of which, after the ABC analysis, only the articles of category A were considered for the results obtained. Proposing a different technique other than ABC analysis is limited by the type of data provided by companies.

Findings: Due to the number of factors involved in demand variability, it is vital to rely on tools that aid in reaching trustworthy demand forecasts, maintaining companies competitive in customer service quality. Further, the complexity of forecasting automotive spare parts is a challenge which the automotive industry is currently facing. The classification of demand patterns resulting from the study allows for the selection of an appropriate forecasting method for each pattern and improvement of supply conditions of the different companies. This type of study and data analysis permits better decision-making by those responsible for the supply components.

Keywords: Demand, spare parts, supply chain, demand patterns.

INTRODUCCIÓN

En México el desarrollo de la industria automotriz trae consigo que las empresas de este sector busquen ventas competitivas para mejorar sus procesos dentro de su cadena de suministro. La industria mundial del mercado automotriz y de autopartes coloca al país como uno de los actores más importantes en el sector debido a las siguientes ventajas: apertura comercial y tamaño de mercado, ubicación geográfica, costos de producción más bajos que en América del Norte o Europa y amplia extensión de los acuerdos comerciales (tiene acceso a 46 mercados diferentes a través de 12 Tratados de Libre Comercio, la mayoría de los productos industriales provenientes de la Unión Europea están exentos de aranceles y el nuevo Tratado de México, Estados Unidos y Canadá (T-MEC) permite que un mayor número de componentes se produzcan en México (De Villamor, 2020). Las empresas proveedoras fabricantes de autopartes tienen presencia en 25 estados de la república mexicana, siendo el quinto productor a nivel mundial y el primero en América Latina para 2017. Además 91% del top 100 de fabricantes de autopartes en el mundo se encuentra en México (Industria Nacional de Autopartes, 2018). Por otro lado, información proporcionada por Metalmecánica Internacional (2021) dio a conocer el balance general presentado por los directivos de las distintas asociaciones de autopartes en México, donde se muestra un cierre aproximado para el año 2021 de 92 mil millones de dólares sobre la producción mexicana de autopartes, un 17.8 % más que en 2020. Con una participación del 91.4% Estados Unidos es el país al cual se exportan más autopartes provenientes de México. Lo anterior muestra la creciente competitividad dentro de esta área, esperando que las empresas cuenten con procesos bien definidos y estrategias que permitan el cumplimiento de objetivos y la satisfacción del cliente. Para Ravindran y Warsing Jr. (2013) el éxito de una cadena de suministro de fabricación depende de su capacidad para predecir con precisión la demanda de los clientes y producir a tiempo para satisfacer sus requerimientos. Por lo tanto, la predicción es el punto de partida para la mayoría de las decisiones en la gestión de la cadena de suministro; siendo fundamental la calidad de la previsión para reducir riesgos de escasez y sobreoferta entre las diferentes etapas de la cadena, además de mejorar el rendimiento en la planificación de

la producción y la reactividad ante un entorno de incertidumbre y complejidad (Achetoui, Mabrouki, y Ahmed, 2019; Chien, Lin y Lin, 2020; Vanalle *et al.*, 2020).

El artículo está motivado por la necesidad que tienen las empresas de autopartes de contar con herramientas que ayuden a identificar el comportamiento de su demanda con la finalidad de desarrollar pronósticos óptimos que satisfagan las necesidades de inventario y, con ello, fortalecer la toma de decisiones de los encargados de la administración. La complejidad en el pronóstico de los distintos productos que se manejan en estas empresas (14 895 productos) presenta un gran desafío para el rendimiento eficiente de las mismas, porque la mayoría de las previsiones de demanda son basadas en el conocimiento del equipo encargado de ventas, provocando pronósticos inexactos e incrementando los costos operacionales de inventario. A través de los resultados obtenidos del análisis del comportamiento de la demanda de este trabajo, se busca identificar los patrones de demanda que definen a cada producto y, posteriormente, en un estudio complementario seleccionar un método de pronóstico adecuado y mejorar las condiciones de suministro de cada empresa.

Con el rápido desarrollo de la industria automotriz, la competencia entre las empresas de servicios automotrices ha aumentado y para algunas se ha dificultado la obtención de beneficios, trayendo consigo que las piezas de repuesto en stock se conviertan en la clave del mercado de accesorios (Wang, 2019); en consecuencia, tanto la sobre estimación como la subestimación de la demanda puede afectar negativamente la competitividad de la empresa. El nivel de precisión en los pronósticos de demanda tiene un gran impacto en todos los niveles de la cadena de suministro de las organizaciones, siendo una decisión trascendental la elección del método de pronóstico adecuado (Kumar, Herbert y Rao, 2015; Benhamida *et al.*, 2021; Zhuang, Yu y Chen, 2022). La gestión de repuestos es una tarea importante en las sociedades modernas, con enormes implicaciones de costos para las organizaciones que tienen inventarios relevantes. Desde una perspectiva teórica, la naturaleza intermitente de los patrones de demanda subyacentes crea dificultades significativas en lo que respecta tanto a la previsión como al control de existencias. Desde la perspectiva de

un profesional, las considerables inversiones en la disponibilidad de repuestos significan que una pequeña mejora en esta área puede generar ahorros sustanciales en los costos (Syntetos, Keyes y Babai, 2009). Reducir el costo operativo general de la clasificación de accesorios es una fuente importante de ganancias para las empresas automotrices (Gong *et al.*, 2020). Y cuando se habla de repuestos para automóviles se pueden considerar dos tipos: *i.* repuestos para la producción automotriz y, *ii.* repuestos para el mantenimiento de los automóviles que, a pesar de presentar una cadena de suministro similar, el comportamiento de sus demandas es diferente (Autor *et al.*, 2021; Zhuang *et al.*, 2022).

Como señalan Boylan y Syntetos (2007), los repuestos para productos de consumo son muy variados, con diferentes costos, requisitos de servicio y patrones de demanda. Por lo tanto, una clasificación adecuada de las piezas de repuesto es útil para las decisiones de previsión y control de inventarios (Bucher y Meissner, 2011). Las clasificaciones de estos indicadores (*stock keeping unit* [SKU] por sus siglas en inglés) también varían ampliamente y es común que las organizaciones clasifiquen sus partes, asignando objetivos de nivel de servicio más altos a algunos segmentos que a otros, o de acuerdo con la percepción del riesgo dentro de su cadena de suministro (Achetoui *et al.*, 2019; Vanalle *et al.*, 2020). Van Kampen, Akkerman y Pieter van Donk (2012) sugieren responder dos preguntas para realizar la clasificación de SKU, ¿cuántos tipos son usados? y ¿cómo se determinan los límites entre cada uno de ellos? Para los repuestos industriales, un enfoque directo es clasificarlos según su criticidad, las clasificaciones de tipo ABC (Pareto) también se pueden encontrar a menudo en aplicaciones prácticas para determinar los requisitos del servicio (Syntetos *et al.*, 2009). Algunas otras clasificaciones son la técnica XYZ y de movimiento rápido, normal y lento (*fast normal and slow* [FNS] por sus siglas en inglés), la primera realiza la clasificación en función de la variabilidad de demanda, mientras la segunda lo hace según la tasa de demanda (van Kampen *et al.*, 2012).

Para cumplir con el objetivo planteado, el artículo está organizado de la siguiente manera: en la primera sección se realiza una breve descripción de los métodos propuestos por la literatura en la clasificación de demanda. En la segunda se describe la metodología y los datos usados en la presente investigación. Los resultados

y una breve discusión sobre los hallazgos encontrados se encuentran en la tercera sección. Finalmente, en la última se tienen las conclusiones y el trabajo futuro que la presente investigación conlleva.

Revisión de literatura

La satisfacción al cliente se ha vuelto crucial en las empresas que se enfrentan en mercados nacionales como extranjeros, con ese fin, las piezas llamadas de repuesto o piezas de servicio deben almacenarse en suficiente cantidad en los puntos apropiados de la cadena de suministro, buscando optimizar las decisiones dentro de la misma y permitiendo una planificación eficiente de la producción y suministro de las partes, garantizando un alto nivel de servicio al cliente. La gestión de estas piezas significa responder a las preguntas ¿qué?, ¿dónde? y ¿cuántas? unidades deben almacenarse, siendo una tarea difícil de responder debido a que el consumo de las autopartes puede ser tan errático y bajo, que no existe un proceso de demanda que permita pronosticar de manera adecuada la demanda futura (Botter y Fortuin, 2000; Benhamida *et al.*, 2021).

Un paso relevante en la gestión de la cadena de suministro es la clasificación adecuada de repuestos en función de sus características, logrando ventajas en términos de previsión de demanda, costos, manejo y rotación de inventarios (van Kampen *et al.*, 2012; Teixeira, Lopes y Figueiredo, 2017). La gestión de inventario de piezas de repuesto se considera a menudo como un caso especial de gestión de inventario general con algunas características especiales, como la naturaleza intermitente de la demanda. La cantidad y variedad de repuestos suelen ser muy grandes, esta situación dificulta la identificación de una estrategia de control de inventario adecuada para cada pieza, representando un desafío importante en la gestión del inventario. Reducir el riesgo de obsolescencia de las piezas de repuesto es otra característica por considerar, para ello es particularmente importante minimizar las existencias con solo una pequeña cantidad de unidades en almacén, entonces, si no se tiene una estrategia de inventario adecuada, se pueden ver afectados los costos de mantenimiento de inventario, o los costos del tiempo de inactividad del equipo. Por último, se encuentra la relación tan estrecha entre el consumo de repuestos y el mantenimiento; la

dependencia de un repuesto cuando un equipo falla, se daña o desgasta se vuelve crítica para todo el sistema de producción si las estrategias de mantenimiento no se toman en consideración durante la planificación de los sistemas de suministro de repuestos. En este sentido Bagheri, Yousefi y Rezaee (2018) proponen una alternativa a los tomadores de decisiones para determinar procesos críticos, planificar y realizar acciones apropiadas en la eliminación de fallas o reducción de efectos negativos dentro de los procesos de fabricación. El estudio utiliza el análisis envolvente de datos de intervalo (DEA, por sus siglas en inglés) para analizar y priorizar todas las fallas encontradas por la técnica de análisis del modo y efecto de falla del proceso (PFMEA, por sus siglas en inglés) de piezas del Peugeot 206, Peugeot 405 y Samand y combinando el análisis relacional (GRA, por sus siglas en inglés) con los resultados del DEA, obtienen la priorización de los procesos de fabricación en función de la criticidad de las piezas. Yang *et al.* (2022) por su parte, propone un enfoque basado en escenarios a través de los cuales inspecciona la operación normal de un equipo y trata de predecir el período de remplazo de la pieza como mantenimiento preventivo para evitar fallas que causen un mayor costo.

El objetivo principal de cualquier sistema de gestión de inventario es lograr un nivel de servicio suficiente con una inversión mínima de inventario y costos administrativos, basándose en la estimación precisa del consumo de productos o servicios para periodos de tiempos futuros (Hua *et al.*, 2007; Hu *et al.*, 2017; Benhamida *et al.*, 2021). La gran cantidad de SKUs que involucra la planificación de repuestos es una tarea compleja debido a la intermitencia y fluctuaciones que sus demandas presentan, esto dificulta la previsión y el control del inventario. A menudo los SKUs intermitentes comprenden 60% o más del inventario total en un entorno industrial, por lo que una selección eficiente de los mejores métodos de inventario implica enormes reducciones de costos y mejoras en el nivel de servicio (Bucher y Meissner, 2011; Rosienkiewicz, Chlebus y Detyna, 2017).

Una forma de administrar una gran cantidad de SKUs es clasificarlos en diferentes grupos y establecer políticas de control comunes en cada grupo. La clasificación permite que los administradores puedan tener un mejor desempeño en el control del inventario (Millstein, Yang y Li, 2014). El análisis ABC basado en el principio de

Pareto o Regla 80-20, es ampliamente considerado en la industria, generalmente se utiliza para comparar los valores de demanda en el sistema de control de inventarios (Mehdizadeh, 2020). La clasificación de Pareto es muy versátil, se utiliza para clasificar los SKU en función de muchos criterios diferentes y su objetivo es proporcionar medidas sencillas para determinar diferencias en un solo criterio de los SKU como ingresos, precio o volatilidad de la demanda. Un informe de Pareto enumera todos los SKU en orden descendente, por volumen o valor total de ventas (Boylan y Syntetos, 2007). Es común utilizar tres clasificaciones de prioridad: A (más importante), B (de importancia intermedia) y C (menos importante). Por lo tanto, la clasificación por ingresos coloca los SKU más lucrativos en el grupo A y los menos en el grupo C. Esto significa que los SKU más lucrativos tienen una participación de 80% en el grupo A, el próximo 15% construirá el grupo B, y el último 5% son el grupo C (Engelmeyer, 2016; Silver, Pyke y Thomas, 2017). Normalmente, los artículos se clasifican en función del valor de uso anual, que es el producto de la demanda anual y el precio unitario medio (Ramanathan, 2006).

La clasificación apropiada de la demanda de repuestos permitirá a los tomadores de decisiones seleccionar el modelo de pronóstico adecuado que permita la previsión precisa y razonable de la demanda, logrando el equilibrio entre el costo y la disponibilidad del producto a través de la elección de una política adecuada del control de inventario (Yang *et al.*, 2022; Zhuang *et al.*, 2022). Boylan y Syntetos (2007) sugieren que un método complementario de clasificación es la variabilidad del tamaño de la demanda; para ello Bacchetti y Saccani (2012) recomiendan primero realizar la clasificación de demandas de repuesto, para determinar las piezas que tienen demandas intermitentes, estacionales o de moda.

Para Syntetos, Babai y Altay (2012) la demanda de repuestos suele tener patrones de naturaleza intermitente, lo que significa que la demanda llega con poca frecuencia y está intercalada por períodos de tiempo sin demanda alguna. Silver, Pyke y Peterson (1998) definen a la demanda intermitente como “poco frecuente en el sentido de que el tiempo promedio entre transacciones consecutivas es considerablemente mayor que los períodos de tiempo unitario, siendo este último el intervalo de actualización del pronóstico” (p.127). Para considerar a la demanda como intermitente Johnston y Boylan (1996)

proponen que el intervalo medio entre la demanda distinta de cero debe ser 1.25 mayor al periodo de revisión del intervalo. Eaves y Kingsman (2004) sugieren que la demanda intermitente “se produce cuando hay unos pocos clientes grandes y muchos pequeños o cuando varía la frecuencia de muchas solicitudes de los clientes” (p.431); también menciona que una demanda no intermitente puede transformarse en una intermitente si las decisiones del control de inventario son tomadas por niveles más altos de la compañía.

Los patrones de demanda intermitente se caracterizan por demandas poco frecuentes, a menudo de tamaño variable, que se producen a intervalos irregulares (Syntetos *et al.*, 2012).

Williams (1984) categorizó los patrones de demanda utilizando el método de partición de varianza, propone dividir la varianza de la demanda durante el tiempo de entrega (DDTL por sus siglas en inglés) en sus partes causales, siendo tres las partes causales:

- El número de órdenes que llegan en sucesivas unidades de tiempo con *media n* y *varianza var(n)*.
- El tamaño de los pedidos, con *media x* y *varianza var(x)*
- El tiempo de espera, con *media L* y *varianza var(L)*.

Dado que *n*, *x* y *L* se consideran variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas, la varianza de DDTL se expresa mediante la ecuación 1.

$$var(DDTL) = x^2Lvar(n) + nLvar(x) + n^2x^2var(L) \quad (1)$$

La ecuación 1 se puede expresar como: *varianza debido a n + varianza debido a x + varianza debido a L*.

Expresando la ecuación 1 en términos del coeficiente de variación al cuadrado (*coefficient of variation [CV²]* por sus siglas en inglés), se tiene la ecuación 2.

$$CV_{DDTL}^2 = \frac{CV_n^2}{L} + \frac{CV_x^2}{nL} + CV_L^2 \quad (2)$$

Cada término de la ecuación 2 es utilizado para seleccionar el tipo de patrón de la demanda. Los patrones propuestos son: esporádico, movimiento lento y suave. Williams (1984) propone valores de corte entre cada categoría cuando el tiempo de entrega es constante y el número de pedidos que llegan se comportan de acuerdo con

una distribución de Poisson, sin embargo, menciona que la elección de los límites entre categorías es una decisión administrativa dependiente del sector y tipo de artículo. En su trabajo Eaves y Kingsman (2004), amplían las categorías de los patrones de demanda de Williams (1984) a: suave, irregular, movimiento lento e intermitente, este último, lo dividen en ligera y altamente intermitente. Dicha modificación la realizan estableciendo el límite para la variabilidad de las transacciones en el cuartil inferior, mientras que los límites para la variabilidad del tamaño de la demanda y la variabilidad del tiempo de entrega se establecen en sus respectivas medianas.

Varghese y Rossetti (2008) proponen un esquema de categorización de demanda basado en los errores de pronóstico, dividiendo los datos de demanda en tres categorías (alta, media o baja intermitencia) para después asignar a cada categoría su mejor técnica de pronóstico. Las reglas de categorización propuestas por Boylan y Syntetos (2007); Syntetos, Boylan y Croston (2005) se expresan en términos del intervalo promedio entre demanda (*average inter demand interval [ADI]* por sus siglas en inglés) y el coeficiente de variación al cuadrado de los tamaños de la demanda (*CV²*).

ADI se define como el intervalo promedio entre dos demandas consecutivas que indica la intermitencia de la demanda (Şahin, Kızılaslan y Demirel, 2013) (ver ecuación 3).

$$ADI = \frac{\sum_{i=1}^{N-1} t_i}{N-1} \quad (3)$$

Donde:

N indica el número de periodos con demanda distinta de 0,

t_i es el intervalo entre dos demandas consecutivas.

CV² se define como el cuadrado de la razón de la desviación estándar de los datos de demanda dividida por la demanda promedio que indica la variabilidad de la demanda (Şahin *et al.*, 2013) (ver ecuación 4).

$$CV^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (D_i - \bar{D})(n-1)D^2}{D^2} \quad (4)$$

Donde:

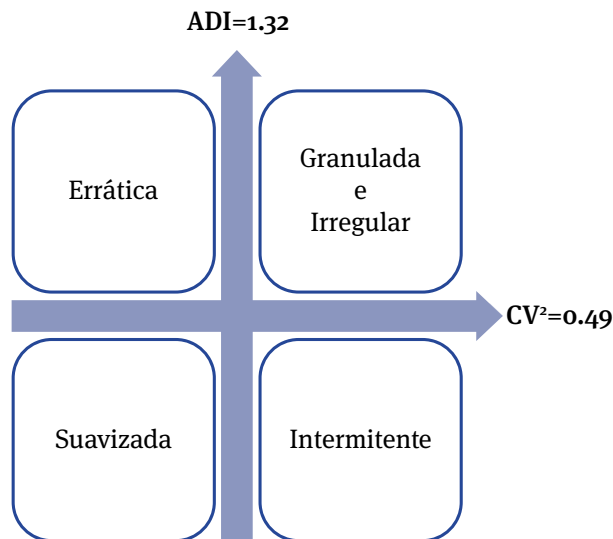
n es el número de periodos,

D_i y *D* es la demanda real y promedio en el periodo *i*.

Los valores de corte para la clasificación de patrones sugeridos por Syntetos *et al.* (2005) son *ADI=1.32* y

$CV^2=0.49$. En la figura 1 se muestran las categorías de demanda propuestas.

Figura 1. Valores de corte para los patrones de demanda



Fuente: Syntetos et al. (2005).

Según la intermitencia y variabilidad de la demanda se puede clasificar en alguna de las 4 categorías que se presentan en la tabla 1.

Tabla 1. Categorización de patrones de demanda

Patrón	ADI	CV ²	Descripción
Errática	≤ 1.32	> 0.49	Cuando el tamaño de demanda presenta elevada variabilidad.
Granulada o Irregular	> 1.32	> 0.49	Cuando la variabilidad del tamaño de la demanda y los períodos entre dos demandas no nulas son altas.
Suavizada	≤ 1.32	≤ 0.49	Cuando la variabilidad del tamaño de la demanda y el período entre dos demandas no nulas son bajas.
Intermitente	> 1.32	≤ 0.49	Cuando los datos presentan varios valores nulos de demanda.

Fuente: elaboración propia con base en Syntetos et al. (2005) y Cruz R. y Corrêa (2017).

METODOLOGÍA

Como se mencionó en la sección introductoria del documento, el objetivo del trabajo es determinar el tipo de comportamiento de demanda que tienen las autopartes de tres empresas mexicanas; con la finalidad de tomar los resultados como base en la selección del modelo de pronóstico adecuado que permita mejorar el suministro de los componentes. Para lograr el objetivo, primero se examinan los datos proporcionados por las empresas, posteriormente se analizan y se propone una clasificación que permita manejar la cantidad de información de manera más sencilla, el siguiente paso es realizar el análisis del comportamiento de la demanda de cada componente y ubicarlo en alguna de las categorías de

los patrones de demanda identificados en la literatura.

Los datos utilizados en el presente estudio son demandas mensuales de tres empresas de autopartes mexicanas, ubicadas en el Estado de México; enfocadas al ensamble y venta de autopartes a nivel nacional e internacional y consideradas medianas empresas por la Secretaría de Economía. La tabla 2 presenta un resumen de la cantidad de datos de demanda proporcionados en cada empresa y el número de SKUs por cada una, (la empresa 1N y 1E son la misma, sin embargo, la empresa maneja un control separado de SKUs nacionales (1N) y de exportación (1E), que las otras dos empresas no hacen).

Tabla 2. Resumen de datos de empresas

Empresa	Cantidad de SKUs	Datos mensuales de demanda
Empresa 1N	8257	60
Empresa 1E	5308	24
Empresa 2	682	16
Empresa 3	648	55
Total de SKUs	14895	

Fuente: elaboración propia.

Dada la cantidad de componentes que las empresas manejan y por el tipo de información al que se puede tener acceso por su confidencialidad, se decide aplicar el método de clasificación ABC, con el objetivo de seleccionar a aquellos componentes que representen la mayor cantidad de volumen de ventas y demanda, es decir, aquellos que se encuentren dentro de la categoría A de Pareto. La primera selección de los componentes se realizó utilizando el método ABC descrito en Silver *et al.* (1998). De cada componente se recolectaron los datos mensuales de demanda (en unidades) (ver tabla 2).

El análisis del comportamiento de la demanda se realiza de acuerdo con el intervalo promedio entre demandas (*ADI* ecuación 3) y el coeficiente de variación cuadrada (*CV²* ecuación 4), debido a que se contaba con el historial suficiente de demanda de cada componente y siendo uno de los más utilizados en el campo de la demanda intermitente. Cada componente del grupo A es clasificado dentro de los cuatro patrones descritos en la tabla 1: errático, irregular, suave e intermitente.

Tanto la clasificación ABC como la categorización de

los componentes en los cuatro patrones de demanda intermitente, son un paso previo que permite seleccionar un método de pronóstico adecuado al comportamiento de cada componente y buscar similitudes que ayuden a mejorar la gestión del inventario en las empresas.

RESULTADOS

La tabla 3 muestra los resultados de la clasificación ABC de cada empresa, de los 14 895 SKUs, solo 326 pertenecen al grupo A, representado así 80% de sus volúmenes de demanda y ventas.

Tabla 3. Resultados de Clasificación ABC

Empresa	Cantidad de SKUs	Clasificación ABC
Empresa 1N	8257	A = 93 B = 280 C = 7884
Empresa 1E	5308	A = 8 B = 75 C = 5225
Empresa 2	682	A = 97 B = 113 C = 472
Empresa 3	648	A = 128 B = 165 C = 355

Fuente: elaboración propia.

En la siguiente fase de la investigación se acordó con las empresas, utilizar solo las demandas de los productos que se encuentran dentro del grupo A de la clasificación ABC. Los resultados del análisis del CV² y ADI de los 326 SKUs analizados, se exponen en la tabla 4.

Señalando los diferentes criterios de categorización propuestos por Syntetos *et al.* (2005) y del análisis resultante a las 3 empresas de autopartes, la tabla 4 expone que los SKU de 1N solo presentan categorías erráticas y suaves, con 29.03% y 70.97% respectivamente. Esto indica que la mayor parte de los componentes mantienen una baja variabilidad de la demanda y los periodos entre dos demandas no nulas también son bajos. En

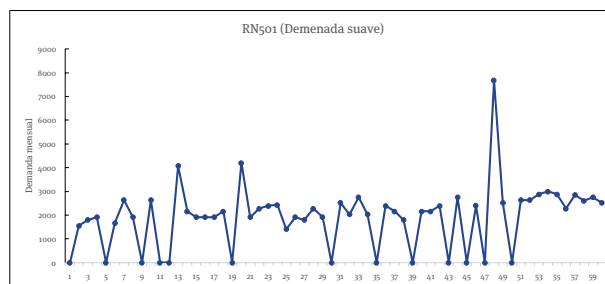
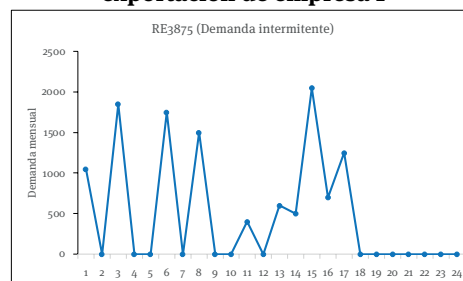
tanto los productos de 1E quedan categorizados en irregular con 25%, suavizada con 12.50% e intermitente con 62.50%, demostrando que la mayor parte de los datos de demanda muestran varios valores nulos, además de dos series con alta variabilidad en sus tamaños de demanda y entre los periodos de demandas no nulas. La figura 1 ejemplifica lo explicado anteriormente, con dos gráficos correspondientes tanto a la parte nacional (RN501), como a la de exportación (RE3875).

Tabla 4. Patrones de demanda

Patrón de demanda	Empresa 1N		Empresa 1E		Empresa 2		Empresa 3	
	Número de SKUs	Porcentaje	Número de SKUs	Porcentaje	Número de SKUs	Porcentaje	Número de SKUs	Porcentaje
Errática	27	29.03%	0	0%	25	25.77%	13	10.16%
Granulada o Irregular	0	0%	2	25.00%	35	36.08%	0	0%
Suavizada	66	70.97%	1	12.50%	28	28.87%	113	88.28%
Intermitente	0	0%	5	62.50%	9	9.28%	2	1.56%

Fuente: elaboración propia.

Figura 2. Demandas mensuales de SKUs nacional y de exportación de empresa 1

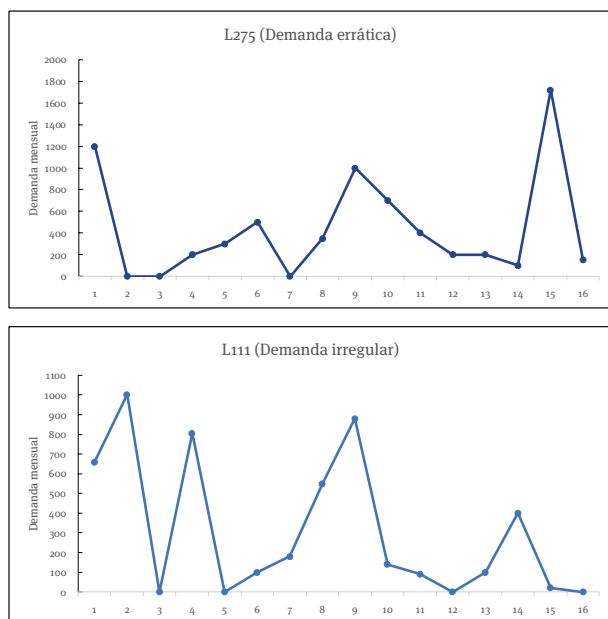


Fuente: elaboración propia.

En el caso de la empresa 2, el mayor porcentaje se encuentra en la categoría irregular con 36.08%, seguido por suavizada con 28.87%, errática con 25.77% y, finalmente, con 9.28% está la categoría intermitente (ver tabla 4). Sin embargo, sumando los demandas erráticas e irregulares se tiene 62.65% de todos los SKU de la empresa, indicando elevada variabilidad en los tamaños de demanda y los periodos entre dos demandas no nulas (ver figura 3). Aunque en menor proporción también se presentan

demandas suavizadas e intermitentes que se deberán tomar en cuenta al momento de elegir las decisiones de predicción y control de existencias (Bacchetti *et al.*, 2013).

Figura 3. Demandas mensuales de SKUS empresa 2



Fuente: elaboración propia.

La tabla 4 también muestra los resultados obtenidos del análisis de categorización para la empresa 3, donde se puede observar que al igual que la empresa 1N el mayor porcentaje de sus demandas se encuentra dentro de la categoría suavizada con 88.28%, probando que tanto la variabilidad del tamaño de demanda y el periodo entre dos demandas no nulas son bajos. En segundo lugar, está la categoría errática con 10.16% y con una mínima participación de 1.56% está la parte intermitente.

Varios factores hacen que la gestión de la demanda y el inventario de piezas sea un asunto muy complejo, en tal contexto, la categorización de componentes facilita la asignación del método de pronóstico y puede implementar políticas de control de inventario (Bacchetti *et al.*, 2013; Benhamida *et al.*, 2021).

Autores como Babiloni *et al.* (2010); Bacchetti y Saccani (2012); Cruz R. y Corrêa (2017); Şahin *et al.* (2013); Syntetos *et al.* (2005); Achetoui *et al.* (2019); Yang *et al.* (2022) coinciden que, para seleccionar el mejor método de previsión, es prioridad entender el patrón que sigue la demanda. Conocer la naturaleza de los datos es sin duda un paso previo que ayudará a los tomadores de decisiones a encontrar los distintos métodos que utili-

zarán para generar sus requerimientos y administrar los recursos de la mejor manera en beneficio de la empresa.

CONCLUSIONES

La literatura concuerda que la incertidumbre en la naturaleza de la demanda y la clasificación adecuada de las autopartes es una tarea importante para la selección de un modelo de pronóstico apropiado, que permita contribuir en la solución al problema de la gestión inadecuada del inventario (Fildes *et al.*, 2008; Wang, 2019). La variabilidad del tiempo, la cantidad de componentes manipulados, la escasez de datos, la fluctuación del tamaño de la demanda, el desconocimiento de su comportamiento y la falta de una clasificación adecuada, además de las discrepancias que se llegan a presentar entre los datos reales de almacén contra lo que proporciona un sistema, son factores que dificultan la selección de un método adecuado; siendo esta dificultad la que hace, en muchas ocasiones, que las empresas den prioridad a sistemas fáciles de usar e implementar para realizar sus predicciones, dejando fuera a los enfoques matemáticos (Bacchetti *et al.*, 2013). El trabajo contribuye a disminuir estas carencias en las empresas analizadas, mostrando que, con métodos sencillos de clasificación de demanda, ampliamente utilizados por los expertos en el área de pronósticos, se pueden fortalecer las decisiones de los encargados del suministro de las autopartes; dejando ver que decisiones tan importantes pueden sustentarse utilizando herramientas cuantitativas fáciles de entender por personas que no son especialistas en el tema.

Basándose en la información histórica proporcionada por las empresas de estudio, el presente trabajo realizó una primera clasificación apoyada en el análisis ABC de acuerdo con el volumen de ventas y demanda de 14 895 productos, de los cuales solo fueron considerados 326 SKUs pertenecientes al grupo A para realizar el análisis del comportamiento de la demanda. La selección fue en acuerdo con las empresas de estudio, al ser estos los productos de mayor interés para ellos. Esta clasificación se alinea a los intereses de confidencialidad de información de los casos de estudio, sin embargo, como mencionan Achetoui *et al.* (2019), Van der Auweraer y Boute (2019) y Wang (2019) existen otras formas para la clasificación de productos.

El análisis del comportamiento de la demanda de cada

uno de los 326 SKUs pertenecientes a la categoría A de las tres empresas, se realizó clasificándolos en función de sus valores de *ADI* y *CV²*, mostrando que 63.80% pertenecen a la categoría de demanda suavizada, 19.94% es errática, 11.35% es irregular y, por último, 4.91% es intermitente. Los patrones de demanda identificados permitirán proporcionar a los tomadores de decisiones de las empresas de autopartes, herramientas matemáticas para conocer el comportamiento de su demanda y, posteriormente, seleccionar los métodos de pronósticos adecuados.

A pesar de la existencia de distintos métodos de clasificación de demanda intermitente, la aplicación empírica todavía se encuentra limitada debido a diferentes obstáculos, tales como la falta de información y la disponibilidad de los datos necesarios para la ejecución de los métodos; mostrando que existe la necesidad, tanto en la industria automotriz como fuera de ella, de llevar a cabo estudios de casos que contribuyan al enriquecimiento del conocimiento y a la factibilidad de aplicar herramientas cuantitativas que permitan fortalecer las decisiones de suministro.

Como trabajo futuro se propondrán métodos de pronósticos de acuerdo al tipo de demanda de cada producto, lo que proporcionará a los tomadores de decisiones un panorama completo sobre las herramientas cuantitativas aplicables según el comportamiento de la demanda que les permita tener pronósticos certeros y mejore el uso de sus recursos.

AGRADECIMIENTOS

Se agradece al Consejo Mexiquense de Ciencia y Tecnología (Comecyt) por el financiamiento de esta investigación, con el número de folio: EESP2021-0060.

REFERENCIAS

- Achetoui, Z., Mabrouki, C., y Ahmed, M. (2019). A review of spare parts supply chain management. *Jurnal Sistem Dan Manajemen Industri*, 3(2), 67-75. <https://doi.org/10.30656/jsmi.v3i2.1524>
- Autor, Nájera-López, M. de L., García-Gutiérrez, J., Vázquez-Carbajal, R., y Sánchez-Guzmán, V. (marzo, 2021). Forecasting Demand in Supply Chain for Automotive Spare Parts: Preliminary Literature Review. En Rossit, International Conference of Production Research-Americas” (ICPR-Americas 2020). Conferencia dirigida por Universidad Nacional del Sur y Fundación Internacional de Investigación Productiva (IFPR), Argentina. Recuperado de: https://www.matematica.uns.edu.ar/ipcra/pdf/icpr_americas_2020_proceedings.pdf
- Babiloni, E., Cardós, M., Albarraçin, J. M., y Palmer, M. E. (2010). Demand categorisation, forecasting, and inventory control for intermittent demand items. *South African Journal of Industrial Engineering*, 21(2), 115–130. Recuperado de <http://www.scielo.org.za/pdf/sajie/v21n2/11.pdf>
- Bacchetti, A., y Saccani, N. (2012). Spare parts classification and demand forecasting for stock control: Investigating the gap between research and practice. *Omega*, 40(6), 722-737. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2011.06.008>
- Bacchetti, A., Plebani, F., Saccani, N., y Syntetos, A. A. (2013). Empirically-driven hierarchical classification of stock keeping units. *International Journal of Production Economics*, 143, 263-274. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2012.06.010>
- Baghery, M., Yousefi, S., y Rezaee, M. J. (2018). Risk measurement and prioritization of auto parts manufacturing processes based on process failure analysis, interval data envelopment analysis and grey relational analysis. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 29(8), 1803-1825. <https://doi.org/10.1007/s10845-016-1214-1>
- Benhamida, F., Kaddouri, O., Ouhrouche, T., Benaichouche, M., Casado Mansilla, D., y López-de-Ipiña, D. (2021). Demand Forecasting Tool For Inventory Control Smart Systems. *Journal of Communications Software and Systems*, 17(2), 185-196. <https://doi.org/10.24138/jcomss-2021-0068>

- Botter, R., y Fortuin, L. (2000). Stocking strategy for service parts – a case study. *International Journal of Operations and Production Management*, 20(6), 656-674. <https://doi.org/10.1108/01443570010321612>
- Boylan, J. E., y Syntetos, A. A. (2007). Forecasting for Inventory Management of Service Parts. En K.A.H, Kobbacy, y D.N.P. Murthy (Eds.). *Complex System Maintenance Handbook* (pp. 479-506). Londres: Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-84800-011-7_20
- Bucher, D., y Meissner, J. (2011). Configuring Single-Echelon Systems Using Demand Categorization. En N. Altay, y L.A. Litteral (Eds.). *Service Parts Management*. (pp. 203-219). Londres: Springer. https://doi.org/10.1007/978-0-85729-039-7_10
- Chien, C.F., Lin, Y.S., y Lin, S.K. (2020). Deep reinforcement learning for selecting demand forecast models to empower Industry 3.5 and an empirical study for a semiconductor component distributor. *International Journal of Production Research*, 58(9), 2784-2804. <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1733125>
- Cruz R. S., y Corrêa, C. (2017). Previsión de demanda intermitente con métodos de series de tiempo y redes neuronales artificiales: Estudio de caso. *DYNA*, 84(203), 9-16. Recuperado de http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0012-73532017000400009
- De Villamor, L. (2020). *La industria automotriz y autopartes en México. How2Go*. Recuperado de <https://h2gconsulting.com/how2go-mexico/la-industria-automotriz-y-autopartes-en-mexico/>
- Eaves, A., y Kingsman, B. (2004). Forecasting for the ordering and stock-holding of spare parts. *Journal of the Operational Research Society*, 55(4), 431-437. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2601697>
- Engelmeyer, T. (2016). Demand Classification. En T., Engelmeyer, *Managing Intermittent Demand* (pp. 63-72). Wiesbaden: Springer Gabler. https://doi.org/10.1007/978-3-658-14062-5_4
- Fildes, R., Nikolopoulos, K., Crone, S. F., y Syntetos, A. A. (2008). Forecasting and operational research: A review. *Journal of the Operational Research Society*, 59(9), 1150-1172. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2602597>
- Gong, J., Luo, Y., Qiu, Z., y Wang, X. (2020). Determination of key components in automobile braking systems based on ABC classification and FMECA. *Journal of Traffic and Transportation Engineering (English Edition)*. <https://doi.org/10.1016/j.jtte.2019.01.008>
- Hu, Q., Boylan, J. E., Chen, H., y Labib, A. (2017). OR in spare parts management: A review. *European Journal of Operational Research*, 266(2), 395-414. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.07.058>
- Hua, Z., Zhang, B., Yang, J., y Tan, D. S. (2007). A new approach of forecasting intermittent demand for spare parts inventories in the process industries. *Journal of the Operational Research Society*, 58, 52-61. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2602119>
- Industria Nacional de Autopartes, A. C. [INA]. (2018). Diálogo con la industria automotriz 2018-2024. *Agenda Automotriz, 2018*. Recuperado de <https://ina.com.mx/wp-content/uploads/2021/03/Dialogo-con-la-industria-automotriz-2018-2024.pdf>
- Johnston, F. R., y Boylan, J. E. (1996). Forecasting for Items with Intermittent Demand. *Journal of the Operational Research Society*, 47(1), 113-121. <https://doi.org/10.1057/jors.1996.10>
- Kumar, P., Herbert, M., y Rao, S. (Abril, 2015). Artificial Neural Network Approach To Industrial Demand Forecast, Proceedings of 23rd The IIER International Conference, Singapur. Recuperado de https://www.worldresearchlibrary.org/up_proc/pdf/26-143020584143-47.pdf
- Mehdizadeh, M. (2020). Integrating ABC analysis and rough set theory to control the inventories of distributor in the supply chain of auto spare parts. *Computers and Industrial Engineering*, 139. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.01.047>
- Metalmecánica Internacional. (2020). *En 2023 México sobrepasaría a Alemania en producción de autopartes*. Recuperado de <https://www.metalmecanica.com/temas/En-2023-Mexico-sobrepasaria-a-Alemania-en-produccion-de-autopartes+137990?tema=6230000>
- Millstein, M. A., Yang, L., y Li, H. (2014). Optimizing ABC inventory grouping decisions. *International Journal of Production Economics*, 148, 71-80. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2013.11.007>
- Ramanathan, R. (2006). ABC inventory classification with multiple-criteria using weighted linear optimiza-

- tion. *Computers and Operations Research*, 33(3), 695-700. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2004.07.014>
- Ravindran, A. R., y Warsing Jr., D. (2013). Planning Production in Supply Chains. En A., Ravindran y Jr. D., Warsing, *Supply Chain Engineering: Models and Applications* (pp. 27-93). Boca Ratón, FL.: Press, CRC.
- Rosienkiewicz, M., Chlebus, E., y Detyna, J. (2017). A hybrid spares demand forecasting method dedicated to mining industry. *Applied Mathematical Modelling*, 49, 87-107. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2017.04.027>
- Şahin, M., Kızılaslan, R., y Demirel, Ö. F. (2013). Forecasting Aviation Spare Parts Demand Using Croston Based Methods and Artificial Neural Networks. *Journal of Economic and Social Research*, 15(2), 1-21. Recuperado de https://www.academia.edu/38072308/Forecasting_Aviation_Spare_Parts_Demand_Using_Croston_Based_Methods_and_Artificial_Neural_Networks
- Silver, E. A., Pyke, D. F., y Peterson, R. (1998). *Inventory Management and Production Planning and Scheduling* (3ra. Ed.). Nueva York: John Wiley & Sons.
- Silver, E. A., Pyke, D. F., y Thomas, D. J. (2017). *Inventory and production Management in Supply Chains* (4th. Ed.). Boca Ratón, FL.: Taylor and Francis Group.
- Syntetos, A. A., Boylan, J. E., y Croston, J. (2005). On the categorization of demand patterns. *Journal of the Operational Research Society*, 56, 495-503. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2601841>
- Syntetos, A. A., Keyes, M., y Babai, M. Z. (2009). Demand categorisation in a European spare parts logistics network. *International Journal of Operations and Production Management*, 29(3), 292-316. <https://doi.org/10.1108/01443570910939005>
- Syntetos, A. A., Babai, M. Z., y Altay, N. (2012). On the demand distributions of spare parts. *International Journal of Production Research*, 50(8), 2101-2117. <https://doi.org/10.1080/00207543.2011.562561>
- Teixeira, C., Lopes, I., y Figueiredo, M. (2017). Multi-criteria Classification for Spare Parts Management: A Case Study. *Procedia Manufacturing*, 11, 1560-1567. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2017.07.295>
- Van der Auweraer, S., y Boute, R. (2019). Forecasting spare part demand using service maintenance information. *International Journal of Production Economics*, 213. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.03.015>
- van Kampen, T. J., Akkerman, R., y Pieter van Donk, D. (2012). SKU classification: a literature review and conceptual framework. *International Journal of Operations and Production Management*, 32(7), 850-876. <https://doi.org/10.1108/01443571211250112>
- Vanalle, R. M., Lucato, W. C., Ganga, G. M. D., y Alves Filho, A. G. (2020). Risk management in the automotive supply chain: an exploratory study in Brazil. *International Journal of Production Research*, 58(3), 783-799. <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1600762>
- Varghese, V., y Rossetti, M. (2008). A Classification Approach for Selecting Forecasting Techniques for Intermittent Demand. En Fowler y Mason, Industrial Engineering Research Conference, Vancouver, Canada. Recuperado de https://cpbus-e1.wpmucdn.com/wordpressua.uark.edu/dist/7/795/files/2016/08/ierc2008a_vijith.pdf
- Wang, X. (2019). Optimization of ABC Classification Method for Automobile Spare Parts based on DEA. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science 252. Recuperado de: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1755-1315/252/2/022005/pdf>
- Williams, T. M. (1984). Stock Control with Sporadic and Slow-Moving Demand. *Journal of the Operational Research Society*, 35, 939-948. Recuperado de https://www.researchgate.net/publication/245279534_Stock_Control_with_Sporadic_and_Slow-Moving_Demand
- Yang, Y., Liu, W., Zeng, T., Guo, L., Qin, Y., y Wang, X. (2022). An Improved Stacking Model for Equipment Spare Parts Demand Forecasting Based on Scenario Analysis. *Scientific Programming*, 2022, 15. <https://doi.org/10.1155/2022/5415702>
- Zhuang, X., Yu, Y., y Chen, A. (2022). A combined forecasting method for intermittent demand using the automotive aftermarket data. *Data Science and Management*, 5(2), 43-56. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.dsm.2022.04.001>

NOTAS DE AUTOR

^aMaestra en Ingeniería de la Cadena de Suministro por la Universidad Autónoma del Estado de México (UAEM), Facultad de Ingeniería. Participante de Estancias de Investigación Especializadas COMECYT, folio: EESP2021-0060. Sus líneas de investigación son: administración de inventarios y administración y control de la producción. Correo electrónico: mitakire@gmail.com. Autora de correspondencia. Últimas publicaciones:

- Montes-de-Oca-Sánchez, E., Loza-Hernández, L., y Loza-Hernández, A. (2022). Supply raw material in an automotive manufacturing company. *Int. J. Management and Decision Making*, (aceptado), aprobación final 2/Feb/2022

^b Doctora en Ingeniería Industrial por el Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey, Campus Toluca, México, con una pasantía en el Centro de Investigación CIRRELT de la Universidad de Montreal, Canadá. Universidad, maestría y doctorado. Los títulos están certificados por la Universidad de Toronto. Actualmente es profesora de tiempo completo en la Facultad de Ingeniería de la Universidad Autónoma del Estado de México (UAEM). Sus líneas de investigación son: evaluación del riesgo de desastres, cadena de suministro, transporte, inventarios, manufactura, estadística. Correo electrónico: llozahe@gmail.com.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5107-7110>.

Últimas publicaciones:

- Castaneda R., Arroyo P., Loza L., (2020). Assessing Countries Sustainability: A Group Multicriteria Decision Making Methodology Approach. *Journal of Management and Sustainability*, 10(1). <https://doi:10.5539/jms.v10n1p174>.
- De-León D., Loza L., (2019). Reliability-based analysis of Lázaro Cárdenas breakwater including the economic impact of the port activity. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 40, 101276. <https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2019.101276>
- Loza-Hernandez L., Gendreau M., (2020). A framework for assessing hazmat risk at nodes

of transport networks. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 50. <https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2020.101854>