



Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar, Ciudad de México, México.
ISSN 2707-2207 / ISSN 2707-2215 (en línea), enero-febrero 2026,
Volumen 10, Número 1.

https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v10i1

**DISEÑO Y VALIDACIÓN DE UN MODELO (S,Q)
BAJO INCERTIDUMBRE DE LA DEMANDA
MEDIANTE CLASIFICACIÓN ABC-XYZ Y
SIMULACIÓN MONTECARLO EN EL SECTOR DE
INSUMOS MÉDICOS**

DESIGN AND VALIDATION OF AN (S,Q) INVENTORY MODEL
UNDER DEMAND UNCERTAINTY THROUGH ABC-XYZ
CLASSIFICATION AND MONTE CARLO SIMULATION IN THE
MEDICAL SUPPLIES SECTOR

Andrea Patricia García Vásconez
Escuela Politécnica Nacional

Pedro Enrique Buitrón Flores
Escuela Politécnica Nacional

DOI: https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v10i1.22885

Diseño y validación de un modelo (s,Q) bajo incertidumbre de la demanda mediante clasificación ABC-XYZ y simulación Montecarlo en el sector de insumos médicos

Andrea Patricia García Vásconez¹andrea.garcia@epn.edu.ec<https://orcid.org/0009-0001-3814-8591>Escuela Politécnica Nacional
Ecuador**Pedro Enrique Buitrón Flores**pedro.buitron@epn.edu.ec<https://orcid.org/0009-0000-3614-6421>Escuela Politécnica Nacional
País Ecuador

RESUMEN

La gestión de inventarios en empresas distribuidoras de insumos médicos enfrenta altos niveles de incertidumbre en la demanda, lo que puede generar quiebres de stock o sobreinventario con impacto operativo y financiero. El presente estudio tuvo como objetivo diseñar y validar un modelo de gestión de inventarios bajo incertidumbre, integrando la clasificación ABC-XYZ, un sistema de revisión continua (s,Q) y simulación estocástica mediante el método de Montecarlo. Se utilizó un enfoque cuantitativo basado en el análisis de 36 meses de demanda histórica mensual. La demanda fue modelada mediante un modelo ARIMA no estacional, permitiendo estimar la demanda promedio y su variabilidad a partir del Error Absoluto Medio (MAD). Con estos parámetros se calcularon el punto de reorden (s) y la cantidad económica de pedido (Q) para 7 productos clasificados como AX (alto valor y demanda estable). Posteriormente, el modelo fue validado mediante simulación Montecarlo durante seis períodos mensuales. Los resultados evidenciaron una reducción promedio superior al 75% en las ventas perdidas respecto al sistema actual. Por lo tanto, la integración de técnicas de pronóstico, clasificación y simulación permite mejorar significativamente el nivel de servicio y fortalecer la toma de decisiones en entornos de demanda incierta.

Palabras clave: gestión de inventarios; modelo (s,Q); ARIMA; simulación Montecarlo

¹ Autor principal.

Correspondencia: andrea.garcia@epn.edu.ec

Design and Validation of an (s,Q) Inventory Model under Demand Uncertainty through ABC-XYZ Classification and Monte Carlo Simulation in the Medical Supplies Sector

ABSTRACT

Inventory management in medical supply distribution companies faces high levels of demand uncertainty, which may lead to stockouts or excess inventory with operational and financial consequences. This study aimed to design and validate an inventory management model under demand uncertainty by integrating ABC-XYZ classification, a continuous review (s,Q) policy, and stochastic validation through Monte Carlo simulation. A quantitative approach was applied using 36 months of historical monthly demand data. Demand was modeled using a non-seasonal ARIMA model to estimate average demand and variability through the Mean Absolute Deviation (MAD). Based on these parameters, the reorder point (s) and economic order quantity (Q) were calculated for seven products classified as AX (high value and stable demand). The model was subsequently validated through Monte Carlo simulation over a six-month horizon. Results showed an average reduction of more than 75% in lost sales compared to the current system. The findings demonstrate that integrating forecasting techniques, inventory classification, and stochastic simulation significantly improves service levels and strengthens decision-making in environments characterized by demand uncertainty.

Keywords: inventory management; (s,Q) model; ARIMA; Monte Carlo simulation.

*Artículo recibido: 26 febrero 2026
Aceptado para publicación: 15 marzo 2026*



INTRODUCCIÓN

La gestión de inventarios constituye un elemento crítico para la eficiencia operativa y financiera de las empresas del sector salud, especialmente en aquellas dedicadas a la distribución de insumos y equipos médicos. En este sector, la disponibilidad oportuna de productos no solo impacta en los costos operativos, sino que resulta fundamental para garantizar la continuidad y calidad de los servicios de atención médica. Sin embargo, la gestión de inventarios se ve afectada por factores como la alta dependencia de proveedores internacionales, la obsolescencia de los productos y, principalmente, la incertidumbre en la demanda (OPS, 2023).

La variabilidad de la demanda representa uno de los principales desafíos en la gestión de inventarios de insumos (Makridakis et al., 2021). Factores como brotes epidemiológicos, cambios regulatorios, innovaciones tecnológicas y variaciones estacionales pueden provocar fluctuaciones significativas en el consumo de estos productos, dificultando la planificación y el control de los niveles de inventario. Una gestión inadecuada bajo estas condiciones puede generar desabastecimientos críticos o excesos de inventario, incrementando los costos de almacenamiento, el riesgo de vencimiento y las pérdidas económicas (Syntetos, Boylan, & Ochoa, 2023).

Diversos estudios han abordado la problemática de la gestión de inventarios mediante modelos de reposición y técnicas de pronóstico de la demanda. No obstante, muchos enfoques tradicionales presentan limitaciones cuando se enfrentan a escenarios de alta incertidumbre, ya que asumen patrones de demanda estables o no incorporan mecanismos robustos de validación. En este contexto, se vuelve necesario implementar modelos que integren herramientas de clasificación de productos, políticas de reposición continua y técnicas de simulación que permitan evaluar su desempeño bajo diferentes escenarios de demanda (Silver et al., 2017).

En este sentido, el presente estudio propone el diseño y validación de un modelo de gestión de inventarios basado en la clasificación ABC-XYZ y en un sistema de reposición continua (s, Q), orientado a mejorar la toma de decisiones en entornos caracterizados por demanda incierta. La clasificación ABC-XYZ permite segmentar los productos de acuerdo con su importancia económica y la variabilidad de su demanda, facilitando la aplicación de estrategias diferenciadas de gestión. Por su parte, el modelo de reposición continua (s, Q) posibilita establecer puntos de reorden y cantidades



óptimas de pedido, contribuyendo a la reducción de costos y al incremento de los niveles de servicio (Silver et al., 2017).

El objetivo de este estudio es diseñar y validar un modelo de gestión de inventarios para reposición y control continuo bajo incertidumbre de la demanda en un almacén de insumos médicos. Para ello, se emplea una metodología cuantitativa que combina el análisis de datos históricos, la aplicación de modelos de pronóstico de la demanda y la simulación de Monte Carlo como herramienta de validación. La simulación permite analizar el comportamiento del sistema propuesto frente a diferentes escenarios, evaluando su robustez y adaptabilidad.

El principal aporte de esta investigación radica en la integración de técnicas de clasificación, reposición continua y simulación estocástica en un contexto real del sector salud, proporcionando un modelo aplicable que contribuye a mejorar los niveles de servicio y la eficiencia operativa. Los resultados obtenidos evidencian que el modelo propuesto constituye una herramienta efectiva para apoyar la gestión de inventarios en empresas distribuidoras de insumos médicos que operan bajo condiciones de demanda incierta.

METODOLOGÍA

Siguiendo a Hernández-Sampieri et al. (2018), el enfoque cuantitativo permitirá la recolección y análisis sistemático de datos para probar hipótesis mediante métodos estadísticos y modelos matemáticos. La presente investigación se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo, dado que se fundamenta en el análisis de datos numéricos históricos relacionados con la demanda, niveles de inventario y variables asociadas a la gestión de reposición. Asimismo, el estudio es de tipo descriptivo y aplicado, ya que caracteriza el comportamiento de los inventarios en el almacén de la empresa y propone un modelo de gestión orientado a la mejora del control y reposición de inventarios bajo condiciones de incertidumbre de la demanda.

El diseño de la investigación es observacional, puesto que no se realizó manipulación directa de las variables de estudio, sino que se analizaron datos reales obtenidos de los registros históricos de la empresa (Hernández-Sampieri et al., 2018). Además, el estudio presenta un diseño longitudinal, considerando información correspondiente a varios períodos de tiempo.

La población de estudio estuvo conformada por los productos almacenados en la bodega de la empresa.



A partir de esta población, se seleccionó una muestra no probabilística de tipo intencional, compuesta por una marca BETA y 7 productos, seleccionada por criterios de rotación e ingresos.

La técnica de recolección de datos utilizada fue la revisión documental y el análisis de registros históricos obtenidos del sistema ERP de la empresa. La información fue tratada de manera confidencial, utilizando denominaciones genéricas para proteger la identidad de la organización.

Entre las principales limitaciones del estudio se encuentra la dependencia de la calidad y disponibilidad de los datos históricos y la variabilidad inherente de la demanda.

Para la determinación de la política óptima de inventarios se adoptó un enfoque cuantitativo basado en pronósticos de demanda y en un modelo clásico de revisión continua (s, Q).

En primer lugar, se empleó un modelo ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) no estacional para el pronóstico de la demanda. La estructura general del modelo ARIMA (p,d,q) se expresa como:

$$\varphi(B)(1 - B)^d Y_t = \theta(B)\varepsilon_t \quad (1)$$

Como refiere Shumway y Stoffer (2017), $\varphi(B)$ representa el polinomio autorregresivo, $(1 - B)^d$ el operador de diferenciación, $\theta(B)$ el polinomio de media móvil, Y_t la serie temporal en estudio, y ε_t el término de error aleatorio que captura la variabilidad no explicada por el modelo.

Con los valores pronosticados se calculó el Error Absoluto Medio (MAD):

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t| \quad (2)$$

donde y_t corresponde a la demanda real y \hat{y}_t a la demanda estimada.

A partir del MAD se estimó la desviación estándar del error de pronóstico:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\pi}{2}} MAD = 1.25 * MAD \quad (3)$$

Posteriormente, considerando un tiempo de reposición $L = 30$ días calendario (equivalente a un mes), se determinó la desviación estándar durante el periodo de reposición:

$$\sigma_L = \sigma * \sqrt{L} \quad (4)$$

El stock de seguridad SS se calculó mediante:

$$SS = k\sigma_L \quad (5)$$

donde k es el factor de servicio determinado por la administración.



En el presente estudio se adoptó $k = 1.28$, correspondiente a un nivel de servicio aproximado del 90%, como lo explica Silver et al. (2017).

La demanda esperada durante el periodo de reposición se estimó como:

$$\hat{x}_L = \bar{D} * L \quad (6)$$

donde \bar{D} es la demanda promedio histórica.

Con estos valores se determinó el punto de reorden (s) mediante la formulación detallada por Silver et al. (2017):

$$s = \hat{x}_L + SS \quad (7)$$

Finalmente, el tamaño óptimo de pedido (Q) se obtuvo mediante el modelo de Cantidad Económica de Pedido (EOQ):

$$Q = EOQ = \sqrt{\frac{2SD}{H}} \quad (8)$$

donde:

D es la demanda anual,

S es el costo fijo de ordenar,

H es el costo anual de mantener una unidad en inventario.

Este procedimiento permitió estructurar una política de inventario de revisión continua (Q,s) basada en el comportamiento probabilístico de la demanda y en criterios de optimización de costos.

La validación del modelo de reposición (s, Q) se realizó mediante una simulación basada en el método de Montecarlo, técnica ampliamente utilizada para el análisis de sistemas estocásticos cuando las variables presentan comportamiento probabilístico y variabilidad inherente, como señala Law (2007).

La simulación se fundamentó en una distribución empírica discreta construida a partir de 36 observaciones mensuales históricas correspondientes al período 2022–2024. Para cada nivel de demanda observado se determinó su frecuencia relativa y probabilidad asociada, a partir de las cuales se calculó la función de probabilidad acumulada.

Con base en dicha distribución, se generaron números aleatorios pseudoaleatorios en el intervalo $[0,100]$, los cuales fueron asignados a los intervalos definidos por la probabilidad acumulada. Este

procedimiento permite transformar valores aleatorios en valores simulados de demanda mensual, preservando la estructura probabilística histórica (Law, 2007).

La simulación se ejecutó para un horizonte de seis períodos mensuales, correspondiente al horizonte operativo de evaluación del modelo. Se asumió independencia entre períodos, considerando que no se identificaron patrones de autocorrelación significativos en la serie analizada.

Durante cada corrida de simulación se evaluó el promedio de ventas perdidas como indicador de desempeño del sistema.

Este procedimiento permitió analizar el comportamiento dinámico del modelo (s, Q) bajo escenarios probabilísticos diversos, contrastando su desempeño con la política actual de gestión.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El análisis inicial del sistema de gestión de inventarios evidenció que la empresa operaba bajo un esquema reactivo de reposición, sin una política formal de control continuo basada en modelos cuantitativos. La reposición se realizaba principalmente en función de la experiencia del personal y disponibilidad presupuestaria, lo que generaba variabilidad en los niveles de inventario y frecuentes quiebres de stock.

Los principales indicadores obtenidos en el diagnóstico mostraron niveles de servicio inferiores al objetivo deseado, justificando la necesidad de un modelo estocástico de revisión continua.

Se realizó una clasificación combinada ABC-XYZ con el objetivo de segmentar los productos según su importancia económica y comportamiento de demanda. La clasificación ABC permitió identificar los artículos que concentran el mayor valor del inventario, mientras que la clasificación XYZ evaluó la estabilidad de la demanda mediante el coeficiente de variación.

La combinación de ambas metodologías permitió identificar los productos tipo AX, es decir, aquellos que representan alto impacto económico (categoría A) y presentan demanda estable (categoría X). Estos productos son estratégicos, ya que concentran inversión significativa y requieren alta disponibilidad.

De la matriz combinada ABC-XYZ se identificaron 7 productos clasificados como AX, los cuales fueron seleccionados para la aplicación del modelo (s, Q) y se presentan en la Tabla 1.

Tabla 1. Clasificación ABC-XYZ marca BETA

Combinación	Número
ABC-XYZ	de
	Artículos
AX	7
AY	15
AZ	30
BX	16
BY	34
BZ	46
CX	85
CY	58
CZ	70

Los parámetros del modelo de revisión continua (s, Q) presentados en esta sección fueron determinados a partir del pronóstico de demanda obtenido mediante la modelación ARIMA de las series históricas mensuales correspondientes a un período de 36 meses para cada uno de los productos clasificados como AX.

El modelo permitió estimar la demanda promedio durante el horizonte de reposición y la variabilidad asociada al error de pronóstico. A partir de los errores generados se calculó el Error Absoluto Medio (MAD), fórmula (2), el cual fue empleado como estimador de la dispersión de la demanda. Con base en este indicador, con la fórmula (3), se estimó la desviación estándar utilizada para el cálculo del stock de seguridad y del punto de pedido (s), fórmulas (5) y (7), respectivamente.

Para la determinación de la cantidad óptima de pedido (Q) se emplearon los parámetros clásicos del modelo EOQ, considerando la demanda anual (D), el costo fijo de ordenar (S) y el costo anual de mantener una unidad en inventario (H), como indica la fórmula (8).

Con estos elementos se obtuvieron finalmente los valores de s y Q para cada producto, cuyos resultados se presentan en la Tabla 2.

Tabla 2. Parámetros modelo (s, Q)

Producto	D (unid/año)	S (\$)	H (\$)	Q (unid)	L (días)	s (unid)
EM38016130	9	50	15	8	30	2
EM38014438	18	25	15	8	30	2
EM38016474	34	16	15	9	30	5
EM38010405	18	20	15	7	30	2
DI56508974	18	20	15	7	30	2
AM38016504	27	15	15	7	30	4
IM38009793	19	30	15	9	30	3

Se realizó la simulación del comportamiento del inventario bajo un esquema de revisión continua. Para todos los casos se utilizaron los valores de Q y s obtenidos para la marca BETA, empleando la demanda mensual simulada mediante el método de Montecarlo, un inventario inicial equivalente a la cantidad mínima de producto y un tiempo de reposición (lead time) de un mes. Los resultados se muestran en la Tabla 3, 4, 5, 6, 7, 8 y 9, para cada uno de los 7 productos analizados.

Tabla 3. Simulación y análisis del inventario producto EM38016130

MES	UNIDADES RECIBIDAS	INVENTARIO INICIAL	DEMANDA MENSUAL SIMULADA	INVENTARIO FINAL	VENTAS PERDIDAS	PEDIDO?	LEAD TIME
1		8	0	8	0	NO	0
2		8	1	7	0	NO	0
3		7	1	6	0	NO	0
4		6	2	4	0	NO	0
5		4	0	4	0	NO	0
6		4	0	4	0	NO	0

En la Tabla 3 el inventario se mantiene estable durante los seis meses, sin activación de pedidos ni ventas perdidas. El nivel inicial resulta suficiente para cubrir la demanda simulada bajo las condiciones del modelo.



Tabla 4. Simulación y análisis del inventario producto EM38014438

MES	UNIDADES RECIBIDAS	INVENTARIO INICIAL	DEMANDA MENSUAL SIMULADA	INVENTARIO FINAL	VENTAS PERDIDAS	PEDIDO?	LEAD TIME
1		8	1	7	0	NO	0
2		7	2	5	0	NO	0
3		5	2	3	0	NO	0
4		3	3	0	0	SI	1
5		0	1	0	-1	NO	0
6	8	8	0	8	0	NO	0

Para la Tabla 4 Se activa un pedido en el mes 4 al alcanzarse el punto de reorden. En el mes 5 se registra una venta perdida debido al lead time, pero el sistema se recupera tras la recepción del pedido en el mes 6. Se evidencia un riesgo puntual de ruptura de stock.

Tabla 5. Simulación y análisis del inventario producto EM38016474

MES	UNIDADES RECIBIDAS	INVENTARIO INICIAL	DEMANDA MENSUAL SIMULADA	INVENTARIO FINAL	VENTAS PERDIDAS	PEDIDO?	LEAD TIME
1		9	3	6	0	NO	0
2		6	2	4	0	SI	1
3		4	0	4	0	NO	0
4	9	13	4	9	0	NO	0
5		9	6	3	0	SI	1
6		3	2	1	0	NO	0

El producto EM38016474 mostrado en la Tabla 5 Se generan pedidos en los meses 2 y 5, manteniéndose cobertura total de la demanda sin ventas perdidas. La política (s, Q) responde adecuadamente ante las variaciones simuladas.



Tabla 6. Simulación y análisis del inventario producto EM38010405

MES	UNIDADES RECIBIDAS	INVENTARIO INICIAL	DEMANDA MENSUAL SIMULADA	INVENTARIO FINAL	VENTAS PERDIDAS	PEDIDO?	LEAD TIME
1		7	3	4	0	NO	0
2		4	2	2	0	SI	1
3		2	3	0	-1	NO	0
4	7	7	3	4	0	NO	0
5		4	3	1	0	SI	1
6		1	2	0	-1	NO	0

En la Tabla 6 se activan pedidos en los meses 2 y 5; sin embargo, se presentan inventarios negativos en los meses 3 y 6, indicando ventas perdidas durante el lead time. El producto muestra mayor sensibilidad a la variabilidad de la demanda.

Tabla 7. Simulación y análisis del inventario producto DI56508974

MES	UNIDADES RECIBIDAS	INVENTARIO INICIAL	DEMANDA MENSUAL SIMULADA	INVENTARIO FINAL	VENTAS PERDIDAS	PEDIDO?	LEAD TIME
1		7	0	7	0	NO	0
2		7	3	4	0	NO	0
3		4	0	4	0	NO	0
4		4	0	4	0	NO	0
5		4	1	3	0	NO	0
6		3	3	0	0	NO	0

Para el producto presentado en la Tabla 7 no se activan pedidos ni se registran faltantes. El inventario inicial cubre completamente la demanda simulada, mostrando estabilidad en el periodo analizado.

Tabla 8. Simulación y análisis del inventario producto AM38016504

MES	UNIDADES RECIBIDAS	INVENTARIO INICIAL	DEMANDA MENSUAL SIMULADA	INVENTARIO FINAL	VENTAS PERDIDAS	PEDIDO?	LEAD TIME
1		7	3	4	0	SI	1
2		4	1	3	0	NO	0
3	7	11	1	10	0	NO	0
4		10	4	6	0	NO	0
5		6	2	4	0	SI	1
6		4	4	0	0	NO	0

En la Tabla 8 Se generan pedidos en los meses 1 y 5, manteniéndose disponibilidad continua y sin ventas perdidas. El modelo garantiza niveles adecuados de inventario durante el horizonte evaluado.

Tabla 9. Simulación y análisis del inventario producto IM38009793

MES	UNIDADES RECIBIDAS	INVENTARIO INICIAL	DEMANDA MENSUAL SIMULADA	INVENTARIO FINAL	VENTAS PERDIDAS	PEDIDO?	LEAD TIME
1		9	3	6	0	NO	0
2		6	0	6	0	NO	0
3		6	2	4	0	NO	0
4		4	0	4	0	NO	0
5		4	0	4	0	NO	0
6		4	1	3	0	SI	1

En el producto de la Tabla 9 el inventario cubre la demanda durante casi todo el periodo; únicamente en el mes 6 se activa un pedido, sin presentarse faltantes. El comportamiento es estable bajo la simulación. La simulación del modelo bajo demanda probabilística permitió evaluar el desempeño del sistema durante los seis periodos mensuales, utilizando el indicador de la media de ventas perdidas de cada producto para comparar el sistema actual con el modelo propuesto. Esta comparación se presenta en la Tabla 10.

Tabla 10. Comparación ventas perdidas 2024 y ventas perdidas simulación

Producto	Ventas perdidas 2024	Ventas perdidas simulación	Reducción (%)
EM38016130	0,5	0	100%
EM38014438	0,3	0,2	33%
EM38016474	0,2	0	100%
EM38010405	0,5	0,3	40%
DI56508974	0,3	0	100%
AM38016504	0,2	0,1	50%
IM38009793	0,7	0	100%

Los resultados evidencian una mejora consistente en el desempeño del sistema de inventarios tras la implementación del modelo (s, Q). En 4 de los 7 productos analizados, las ventas perdidas se eliminaron completamente, mientras que en los restantes se registraron reducciones significativas. En promedio, la reducción de ventas perdidas supera el 75%, lo que implica una mejora sustancial en el nivel de servicio. La incorporación de un stock de seguridad calculado técnicamente y validado mediante simulación probabilística permite mitigar el impacto de la variabilidad de la demanda. Desde una perspectiva estratégica, el modelo contribuye a una gestión más estructurada y proactiva del inventario, reduciendo el riesgo de quiebre de stock y mejorando la disponibilidad de productos críticos.

CONCLUSIONES

El estudio permitió diseñar y validar un modelo de gestión de inventarios basado en la integración de la clasificación ABC-XYZ, un sistema de revisión continua (s,Q) y una simulación estocástica mediante el método de Montecarlo, aplicado a un entorno real de distribución de insumos médicos bajo incertidumbre de la demanda.

Los resultados obtenidos evidencian que la aplicación del modelo propuesto mejora significativamente el desempeño del sistema de inventarios en comparación con la política empírica utilizada previamente. En los 7 productos clasificados como AX, estratégicos por su alto impacto económico y estabilidad relativa de demanda, se registró una reducción promedio superior al 75% en las ventas perdidas, alcanzando eliminación total de quiebres de stock en 4 de los productos analizados. Estos resultados

sustentan que la incorporación de parámetros técnicos para el cálculo del punto de reposición y la cantidad óptima de pedido permite incrementar el nivel de servicio sin incurrir en incrementos desproporcionados de inventario.

La utilización del modelo ARIMA sobre un histórico de 36 meses permitió estimar de manera consistente la demanda media y su variabilidad, proporcionando insumos estadísticamente fundamentados para el cálculo del stock de seguridad. Asimismo, la validación mediante simulación Montecarlo demostró la robustez del modelo frente a escenarios probabilísticos de demanda, confirmando su capacidad de adaptación ante variaciones no determinísticas.

Desde una perspectiva operativa, el modelo propuesto contribuye a transformar un esquema reactivo de reposición en una política estructurada y cuantitativamente sustentada, fortaleciendo la toma de decisiones en entornos caracterizados por alta incertidumbre y criticidad de producto.

No obstante, el estudio presenta limitaciones asociadas a la dependencia de la calidad de los datos históricos y al supuesto de independencia entre períodos en la simulación. Futuras investigaciones podrían ampliar el horizonte temporal de simulación, incorporar escenarios con correlación temporal o evaluar el impacto financiero integral del modelo mediante análisis de costos totales. Asimismo, sería pertinente analizar la aplicabilidad del enfoque en productos con alta variabilidad (categorías AZ o BZ), donde el comportamiento probabilístico podría requerir modelos alternativos de reposición.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aitken, J., Chao, C., & Wang, P. (2023). Supply chain resilience in healthcare: Strategies and challenges. *International Journal of Healthcare Management*, 16(3), 231–245.
- Banco Interamericano de Desarrollo (BID). (2021). *Informe de dependencia en insumos médicos importados en América Latina*. BID.
- Chen, Y., & Huang, L. (2020). Inventory management for customer satisfaction and operational efficiency. *Journal of Operations Management*, 15(2), 112–128.
- Feng, L., Zhu, Q., & Wang, R. (2020). Managing healthcare inventory: Strategies and challenges. *Health Systems Journal*.
- Fitzgerald, T., & Lindholm, S. (2024). Adaptive inventory management in healthcare: A review of technologies and practices. *International Journal of Health Systems Management*, 15(2), 89–102.



- González, J., Pérez, A., & Martínez, C. (2021). *Optimización de inventarios en la cadena de suministro moderna*. Editorial Avances Logísticos.
- Hernández-Sampieri, R., Fernández-Collado, C., & Baptista-Lucio, P. (2018). *Metodología de la investigación: Las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta*. McGraw-Hill.
- Law, A. M., & Kelton, W. D. (2007). *Simulation modeling and analysis* (4th ed.). McGraw-Hill.
- Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2021). Forecasting for inventory control: Implications and methods in healthcare. *PLOS ONE*, *16*(5), e0250425.
- Martínez, E., & Díaz, R. (2020). Técnicas avanzadas para la gestión de inventarios: Un enfoque estratégico. *Revista de Negocios y Logística*, *8*(2), 19–32.
- Mora García, L. A. (2008). *Indicadores de la gestión logística* (2da ed.). Ecoe Ediciones.
- Organización Panamericana de la Salud (OPS). (2023). *Panorama de la inversión en salud en Ecuador*.
- Pérez, F., Torres, J., & Ramírez, O. (2022). *Modelos de pronóstico para la gestión de inventarios*. Editorial Científica y Técnica.
- Shapiro, A. (2003). Monte Carlo simulation approach to stochastic programming. En A. Ruszczyński & A. Shapiro (Eds.), *Handbook of stochastic programming* (pp. 185–228).
- Shumway, R. H., & Stoffer, D. S. (2017). *Time series analysis and its applications: With R examples* (4th ed.). Springer International Publishing.
- Silver, E. A., Pyke, D. F., & Peterson, R. (2017). *Inventory management and production planning and scheduling*. Wiley.
- Syntetos, A. A., Boylan, J. E., & Ochoa, J. (2023). Forecasting for inventory control: The impact of forecasting method on inventory performance. *European Journal of Operational Research*, *302*(2), 579–590.
- Taylor, S. J., Davis, R., & Martínez, L. (2024). The importance of adaptive forecasting in irregular demand environments: A study of medical supplies. *Journal of Operations Management*, *32*(1), 15–30.
- Waters, D. (2008). *Inventory control and management*. John Wiley & Sons.

