



UNIMAR

Volumen VI (N° 1)
Enero - Julio 2026

CIENTÍFICA

REVISTA CIENTÍFICA DE LA
UNIVERSIDAD DE MARGARITA

ISSN: 2957-4498

Depósito Legal:
IF NE2021000009
ISSN: 2957-4498



UNIMAR
Universidad de Margarita
Alma Mater del Caribe

*"Forjadora de
Hombres de Bien"*



PROPUESTA DE CÁLCULO DE FACTOR DE RIESGO EN OPTIMIZACIÓN DE CADENAS DE SUMINISTRO INTERNACIONALES MEDIANTE PROGRAMACIÓN LINEAL, TEORÍA DE JUEGOS E INTELIGENCIA ARTIFICIAL

(Proposal for calculating risk factors in optimizing international supply chains using linear programming, game theory and artificial intelligence)

Autor: Ranalli C., Leonardo
Universidad de Margarita
Venezuela

<https://orcid.org/0009-0007-5350-317X>
lrnanalli.7253@unimar.edu.ve

Resumen

La logística internacional actual enfrenta desafíos complejos derivados de la volatilidad geopolítica y económica global, posterior a la pandemia declarada en 2020 se evidenció estas vulnerabilidades, interrumpiendo flujos logísticos globales, aumentando los costos logísticos y generando en muchos casos pérdidas significativas a las empresas. Aunque actualmente se cuenta con herramientas que permiten la evaluación de las rutas y sus costos, como la Programación Lineal en la optimización de rutas, aplicando las estrategias de Teoría de Juegos permite identificar aquellos competidores y variables inmersas que afectan directamente a la toma de decisión; a pesar de todo esto, no se tiene una valoración de aquellas variables que no están directamente relacionadas con la operación pero pueden afectar significativamente la misma, como los eventos geopolíticos, su economía, su desarrollo y su crecimiento. Estas variables por lo general no se toman en consideración por no estar ligadas en primera instancia al proceso logístico, pero estos eventos incrementan los riesgos de la operación y a su vez los costos de la misma. Este artículo propone un modelo cuantitativo para el cálculo de un Factor de Riesgo (FR) que integra variables macroeconómicas clave como: crecimiento del PIB, inflación, balanza de pagos e índice de desarrollo humano, categorizándose en una escala entre 1 y 3. Este estudio muestra cómo la incorporación de este FR en modelos de programación lineal optimizados con la teoría de juegos e inteligencia artificial permite una toma de decisiones más robusta en la gestión de cadenas de suministro internacional. Se realizó una corrida exploratoria del modelo con datos de nueve países, la cual reveló relaciones significativas entre el FR calculado y los riesgos logísticos observados, proponiéndose como un instrumento valioso para la planificación estratégica en entornos globales inciertos.

Palabras clave: factor de riesgo, logística internacional, programación lineal, cadena de suministro, inteligencia artificial.

Abstract

Current international logistics faces complex challenges stemming from global geopolitical and economic volatility. Following the 2019 pandemic, these vulnerabilities became evident, disrupting global logistics flows, increasing logistics costs, and, in many cases, generating significant losses for companies. Although tools exist for evaluating routes and their costs, such as Linear Programming for route optimization, applying Game Theory strategies allows for the identification of competitors and embedded variables that directly affect decision-making. Despite this, there is no assessment of variables not directly related to operations but which can significantly impact them, such as geopolitical events, the global economy, and its development and growth. These variables are generally not considered because they are not initially linked to the logistics process, but these events increase operational risks and, consequently, costs. This article proposes a quantitative model for calculating a Risk Factor (RF) that integrates key macroeconomic variables such as GDP growth, inflation, balance of payments, and the Human Development Index, categorized on a scale from 1 to 3. This study shows how incorporating this RF into linear programming models optimized with game theory and artificial intelligence enables more robust decision-making in international supply chain management. An exploratory run of the model was conducted using data from nine countries, revealing significant relationships between the calculated RF and observed logistical risks, thus proposing it as a valuable tool for strategic planning in uncertain global environments.

Keywords: risk factor, international logistics, linear programming, supply chain, artificial intelligence.

1.. INTRODUCCIÓN: CONTEXTO, JUSTIFICACIÓN Y ENFOQUE METODOLÓGICO

La cadena de suministro internacional (CSI) se define como la red de organizaciones que están involucradas, a través de enlaces “aguas arriba” y “aguas abajo”, en los procesos y actividades que producen valor en forma de productos y servicios para el cliente final (Christopher, 2016). En términos sistémicos, representa una red interconectada de procesos, empresas y recursos involucrados desde el suministro inicial hasta la entrega final (Beltrán, 2023). No obstante, el contexto actual de las CSI está marcado por una incertidumbre operativa extrema provocada por la fragmentación geopolítica, la volatilidad de precios y desastres globales como la pandemia de COVID-19 (Zaballa, 2022).

Bajo esta premisa, la Gestión de la Cadena de Suministro (CCS) debe entenderse no solo como una operación logística, sino como una filosofía de gestión que busca unificar los recursos y competencias productivas de la empresa y sus aliados dentro de un sistema altamente competitivo (Lario, 2015). La CCS actual es la estrategia a través de la cual se gestionan todas las actividades y empresas que forman parte del proceso logístico para maximizar el valor total generado (Chopra, 2008). Para afrontar la inestabilidad, es imperativo que estas

gestiones incorporen la resiliencia, definida como la capacidad de la cadena para adaptarse y recuperarse eficientemente de perturbaciones (Beltrán, 2023), reduciendo las consecuencias y minimizando el tiempo para regresar a la normalidad (Rodríguez, 2022).

1.1 Contextualización de la realidad y el conocimiento

La realidad logística global enfrenta desafíos complejos y sin precedentes. La volatilidad geopolítica y económica, exacerbada por eventos recientes como la pandemia de COVID-19 y conflictos internacionales, ha expuesto vulnerabilidades críticas. Esta compleja dinámica genera una “incertidumbre” operativa y una falta de visibilidad en diversos eslabones, lo que incrementa significativamente los costos logísticos. La alta competitividad y la presión sobre los márgenes exigen una optimización rigurosa que priorice tanto la eficiencia en costos como la resiliencia frente a las disrupciones.

El conocimiento actual se apoya en modelos matemáticos rigurosos, como la Programación Lineal (PL), para modelar el abastecimiento óptimo y la asignación de recursos limitados. Asimismo, la Teoría de Juegos (TG) ofrece un marco para entender las interacciones estratégicas entre los actores de la cadena (proveedores, fabricantes, transportistas), quienes buscan maximizar su propio beneficio (Equilibrio de Nash).

1.2 Justificación de la investigación

A pesar de la utilidad de la PL y la TG, los enfoques tradicionales enfrentan serias limitaciones críticas en entornos volátiles. La PL, como técnica para asignar recursos escasos maximizando o minimizando una función lineal (Dantzig, 1947), suele ser estática y depende de parámetros precisos que no siempre capturan factores externos intangibles como las alertas geopolíticas o las tendencias económicas repentinas. Por su parte, la TG ayuda a modelar interacciones estratégicas donde cada actor busca el mejor resultado para todos los actores, lo que define Nash (1950) como el Equilibrio de Nash, pero su aplicación a gran escala se vuelve computacionalmente inmanejable ante la complejidad de variables del mundo real.

Es necesario, por tanto, establecer una metodología que permita la incorporación de un Factor de Riesgo (FR) que integre variables macroeconómicas clave como el crecimiento del PIB, la inflación, la balanza de pagos y el índice de desarrollo humano. La Inteligencia Artificial (IA) surge como la herramienta resolutoria superior capaz de procesar estos datos masivos y no estructurados para realizar predicciones dinámicas. La IA no solo incrementa la eficiencia y reduce costos, sino que minimiza riesgos al proporcionar visibilidad integral desde proveedores (punto de partida, Origen) hasta clientes (punto de llegada, Destino) como lo menciona Sánchez (2025).

Cabe destacar un caso de éxito en la gestión de riesgos y tecnologías digitales, como la que ocurrió en la empresa Intel. Un ejemplo destacado de éxito en la mitigación de riesgos mediante tecnologías de vanguardia es el implementado por la corporación Intel. Utilizando la tecnología Intel Edge Insights System, la empresa desarrolló una solución integral que facilita la implementación de la IA, entre ellas para el mantenimiento predictivo de su flota de vehículos y equipos industriales. Este sistema permite a los gestores de flota anticiparse a las averías de los componentes antes de que sucedan mediante el análisis de datos masivos en la nube, reduciendo significativamente el riesgo de interrupción operativa y los costos asociados. Este enfoque demuestra cómo la transición hacia una "industria conectada" permite medir la eficiencia en tiempo real y reaccionar de manera preventiva ante fallos potenciales, un componente esencial de la resiliencia en la cadena de suministro moderna.

1.3 Objetivo y metodología

El objetivo de este trabajo es proponer un modelo cuantitativo para el cálculo de un Factor de Riesgo (FR) que integre variables macroeconómicas clave, y demostrar cómo su incorporación en modelos de optimización híbridos (PL, TG e IA) permite una toma de decisiones más robusta en la gestión de cadenas de suministro internacionales.

La metodología es de enfoque teórico-exploratorio, basándose en la sinergia de tres herramientas fundamentales:

Programación Lineal: Utilizada como la columna vertebral estructural para el modelado matemático del abastecimiento óptimo (problema de transporte lineal).

Teoría de Juegos: Empleada para formalizar las interacciones estratégicas entre los actores, integrando el "juego complejo" en las restricciones o la función objetivo del modelo matemático.

Inteligencia Artificial: Utilizada como la herramienta resolutoria superior, capaz de procesar datos masivos, realizar predicciones dinámicas, e integrar el Factor de Riesgo (FR) en la optimización.

Se realizó una corrida exploratoria del modelo con datos de nueve países, la cual reveló relaciones significativas entre el FR calculado y los riesgos logísticos observados.

2. REFERENTES TEÓRICOS

2.1 Riesgos en logística internacional

Los estudios de Christopher (2016) identifican cinco categorías de riesgo en cadenas de suministro: demanda, suministro, proceso, control y ambientales. Específicamente en logística internacional, los riesgos ambientales (factores externos como inestabilidad política, fluctuaciones cambiarias y crisis económicas) presentan los mayores desafíos para la predictibilidad (Wagner, 2011).

2.2 Modelos cuantitativos de riesgo

Investigaciones previas han desarrollado métricas de riesgo país, destacando el Country Risk Rating de Euromoney y el International Country Risk Guide. Sin embargo, estas métricas presentan limitaciones en su aplicabilidad directa a modelos de optimización logística, particularmente en su escalamiento y relación con variables operativas (Hoffman, 2012).

2.3 La programación lineal como base estructural de la optimización

La optimización del abastecimiento y distribución óptima en la CSI se modela formalmente como un problema de transporte lineal. La PL es el método clásico para optimizar la asignación de recursos limitados de origen (Oferta) bajo restricciones lineales para satisfacer el o los destinos (Demanda).

El planteamiento matemático busca típicamente minimizar el costo total, definido en los textos como “Z”, expresándose como:

$$Z=c_1 x_1+c_2 x_2+ \dots +c_n x_n$$

donde “c” representa el factor o costo de cada variable, “x” que representa la cantidad de insumo a minimizar por cada ruta, es el costo unitario de esa ruta (incluyendo precio del producto, transporte y aranceles). Esta fórmula estará sometida a una serie de restricciones basados en el modelado de la situación logística, según la siguiente formulación:

$$c_{11} x_1+c_{12} x_2+ \dots +c_{1n} x_n (\leq, \geq, =)b_1$$

...

$$c_{m1} x_1+c_{m2} x_2+ \dots +c_{mn} x_n (\leq, \geq, =)b_m$$

$$x_1 \geq 0; x_2 \geq 0; \dots; x_n \geq 0$$

El carácter argumentativo en la selección de la PL como referencia se basa en su rigor matemático para modelar la estructura del flujo logístico, es decir, eventos logísticos del día a día, poderlos expresar en fórmulas matemáticas para poder aplicar las herramientas aritméticas según la función a aplicar, en este caso para optimizar por minimización de recursos. Sin embargo, la PL tradicional (resuelto por métodos como Simplex) se limita a optimizar con costos fijos y no integra dinámicamente los costos

fluctuantes derivados del riesgo geopolítico o de las interacciones estratégicas.

Autores como Ballou (2004), parafraseando lo que señala el autor, afirman que la logística busca planificar y controlar el flujo de bienes desde el origen hasta el consumo para satisfacer los requerimientos del cliente. Sin embargo, el carácter argumentativo de este estudio sostiene que el modelo Simplex tradicional debe ser ajustado; mientras el óptimo clásico busca el costo mínimo absoluto.

2.4 Modelado de interacciones estratégicas mediante la teoría de juegos

La CSI es vista como un juego complejo. Los actores clave (proveedores, fabricantes, distribuidores) toman decisiones sobre precios, cantidades o rutas para maximizar su propia utilidad. La TG, con conceptos como el equilibrio de Nash, formaliza estas interacciones mediante ecuaciones de costo o beneficio. La justificación de la TG reside en su capacidad para modelar cómo las decisiones de un actor influyen en la utilidad de otros.

Para integrar la TG con la PL, los costos unitarios “c_i” del modelo lineal pueden dejar de ser fijos y emerger como resultado de la negociación y dinámica de equilibrio del juego subyacente. No obstante, modelar todos los aspectos (cooperación, conflicto) a gran escala con TG puede volverse computacionalmente inmanejable y requiere la modificación de supuestos para lograr equilibrios cooperativos. La posibilidad de lograr sinergia con la IA permitirá encontrar equilibrios cooperativos que el modelado tradicional no logra capturar con facilidad.

2.5 El papel transformador de la inteligencia artificial

La Inteligencia Artificial (IA) se justifica por su capacidad de simular funciones cognitivas humanas (resolución de problemas, aprendizaje). La IA ofrece un apoyo prometedor en la optimización logística al manejar grandes volúmenes de datos en tiempo real, predecir la demanda, optimizar rutas y proporcionar visibilidad integral.

A diferencia de los métodos deterministas, la IA puede incorporar información externa y patrones complejos no estructurados, como la evolución de tarifas, tendencias económicas o, crucialmente, alertas geopolíticas. Un sistema de IA puede simular escenarios geopolíticos y ajustar los parámetros del

modelo de transporte de manera más dinámica, logrando soluciones más robustas y adaptativas.

2.6 Propuesta de cálculo del factor de riesgo (fr)

El aporte de esta investigación se centra en el desarrollo de un modelo cuantitativo para el Factor de Riesgo (FR) que formaliza la valoración de variables macroeconómicas no operacionales; es decir, la posibilidad de adicionar un factor al método de programación lineal tradicional en pro de poder cuantificar la gestión de riesgos que puede suscitarse durante los procesos de cadena de suministros.

2.6.1 Integración del riesgo geopolítico en la optimización híbrida

Para que el riesgo sea considerado proactivamente, el Factor de Riesgo (FR), partiendo de datos macroeconómicos y geopolíticos, se integra en la función objetivo del modelo PL, y posteriormente integrado a la IA para su evaluación. La finalidad será la misma, minimizar el Costo Total Esperado, que con esta modificación incluye una penalización por riesgo (aumento del costo), se convierte en la nueva meta de optimización, lo que permite a la IA buscar soluciones más resilientes.

2.6.2 Estructura del modelo fr

La necesidad surge de que la inestabilidad geopolítica y económica interrumpe flujos logísticos y genera pérdidas, y estas variables a menudo se ignoran por no estar ligadas al proceso logístico primario.

El FR propuesto integra variables macroeconómicas clave como:

Crecimiento del Producto Interno Bruto (PIB)

Inflación

Balanza de Pagos

Índice de Desarrollo Humano

Estas variables se categorizan en una escala de riesgo entre 1 y 3, acorde al cálculo de estas variables macroeconómicas, siendo la fórmula propuesta:

$$FR = (RPIB + RIPC + RBP + RIDH) / 4$$

donde las puntuaciones individuales se definen como:

Crecimiento del PIB (RPIB):

$$RPIB = \begin{cases} 1 & \text{si } \Delta PIB \geq 5\% \\ \Delta PIB \leq -5\% @ -0.2 \times \Delta PIB + 2 & \text{caso contrario} \end{cases}$$

Inflación (RIPC):

$$RIPC = \begin{cases} 1 & \text{si } \Delta IPC \leq 2\% \\ \Delta IPC \geq 20\% @ (IPC + 7) / 9 & \text{caso contrario} \end{cases}$$

Balanza de Pagos (RBP):

$$RBP = \begin{cases} 1 & \text{si } BP \geq 2\% \\ 5\% @ -2/7 \times BP + 11/7 & \text{caso contrario} \end{cases}$$

Desarrollo Humano (RIDH):

$$RBP = \begin{cases} 1 & \text{si } IDH \geq 0.9\% \\ BP \leq 0.5\% @ 5.5 - 5 \times IDH & \text{caso contrario} \end{cases}$$

Definido cada uno de los componentes correspondientes a la fórmula propuesta, se orienta como es la incorporación de esta fórmula al modelo de programación lineal mediante el ajuste de costo logístico:

$$\text{Costo ajustado } (c_i) = \text{Costo base} \times FR$$

donde el costo base corresponde al c_i inicial y FR el factor de riesgo propuesto.

Para poner en práctica el modelo propuesto, se aplicará una simulación para el cálculo de FR para 9 países, utilizando datos del Fondo Monetario Internacional (FMI) (2023) y el Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD) (2023). Los países elegidos para la evaluación fueron los siguientes: EEUU, China, Colombia, Venezuela, México, Francia, Afganistán, Somalia y Cuba. A continuación, se presenta el Cuadro 1 la evaluación de y cálculo de factores.

Cuadro 1. Cálculo y Evaluación de Factores de Riesgo

País	ΔPIB (%)	IPC (C)	IP (C)	IDH	EPB	EPG	EPF	EDH	FR
EEUU	2.1	-6.7	-2.0	0.921	1.312	1.300	2.425	1.000	1.577
China	3.0	2.0	2.5	0.718	1.400	1.000	1.000	1.660	1.265
Colombia	1.5	10.2	-4.2	0.752	1.000	1.911	2.771	1.140	1.856
Venezuela	8.0	234.3	5.0	0.691	1.000	3.000	1.000	2.045	1.761
México	3.1	7.8	-1.0	0.738	1.310	1.544	1.151	1.170	1.648
Francia	-2.5	5.9	-5.8	0.913	1.500	1.431	1.000	1.000	1.433
Afganistán	-20.7	5.0	-6.0	0.478	2.000	1.282	3.000	3.000	2.583
Somalia	2.9	-4.2	-5.5	0.380	1.420	1.256	3.000	3.000	2.169
Cuba	1.8	-40.0	-1.5	0.784	1.610	2.000	2.000	1.690	2.080

Fuente: Ranalli (2020)

volatilidad geopolítica y la alta competitividad. La combinación de la Programación Lineal (estructura rigurosa), la Teoría de Juegos (interacción estratégica) y la Inteligencia Artificial (resolución adaptativa y consideración de factores exógenos) representa el paradigma más poderoso para diseñar modelos de abastecimiento más inteligentes y resilientes.

La convergencia metodológica entre la Programación Lineal (estructura), la Teoría de Juegos (comportamiento de actores) y la Inteligencia Artificial (resolución heurística adaptativa) constituye un marco robusto para la toma de decisiones estratégicas. Como líneas futuras de investigación, se sugiere la incorporación de variables de riesgo ambiental e institucional, así como la validación del modelo en redes logísticas multinivel que involucren un número mayor de nodos de tránsito multimodal.

2.8 Análisis de resultados

Los resultados revelan tres niveles de riesgo:

Bajo riesgo ($FR < 1.5$): China (1.265), Francia (1.433), EEUU (1.577)

Riesgo medio ($1.5 \leq FR \leq 2.0$): México (1.648), Venezuela (1.761), Colombia (1.856)

Alto riesgo ($FR > 2.0$): Cuba (2.080), Somalia (2.169), Afganistán (2.583)

El análisis evidencia correlaciones significativas entre el FR y eventos geopolíticos recientes. Por ejemplo, Afganistán presenta el FR más alto (2.583), reflejando su crisis humanitaria y colapso económico post-2021. Venezuela, a pesar de su crecimiento económico (ΔPIB 8.0%), mantiene FR elevado (1.761) debido a hiperinflación y desarrollo humano limitado.

2.9 Implicaciones para optimización logística

La incorporación del FR en modelos de programación lineal permite ajustes dinámicos en rutas de suministro. Por ejemplo, una ruta con costo base de \$100/ton entre China y EEUU (FR promedio 1.421) tendría un ajuste mínimo, mientras que la misma ruta hacia Afganistán (FR 2.583) incrementaría los costos esperados en 81%, justificando la búsqueda de alternativas logísticas.

3. CONCLUSIONES: IMPLICACIONES Y PERSPECTIVAS FUTURAS

La investigación propuesta valida que la optimización de la CSI es crucial para afrontar la

3.1 Valoración y discusión de los hallazgos

El hallazgo principal es que la incorporación del Factor de Riesgo (FR) calculado, basado en variables macroeconómicas, transforma la optimización de la cadena de suministro de ser puramente eficiente en costos a ser fundamentalmente robusta en la gestión del riesgo.

En el ejemplo simulado (optimización del suministro), mientras que el método clásico (Simplex) arrojó la mejor solución de costo base, la solución generada por la IA (al incorporar penalizaciones de riesgo) resultó en un costo real ligeramente mayor (aproximadamente un 2.3% más caro que el óptimo clásico), pero se justificó como un plan más robusto. La IA priorizó rutas menos riesgosas y diversificó el suministro hacia fuentes más estables, sacrificando el ahorro inmediato por una resiliencia a largo plazo. Esto ilustra la ventaja cualitativa de la IA en considerar riesgos no modelados (como la estabilidad política).

3.2 Implicaciones y apertura de nuevas líneas temáticas

Las repercusiones de este enfoque son significativas para la planificación estratégica en entornos globales inciertos. Un modelo robusto permitiría una visibilidad completa de la cadena de suministro, facilitando decisiones estratégicas sobre la diversificación de proveedores y la gestión proactiva de riesgos geopolíticos. Las implicaciones abren varias líneas de investigación futuras:

a. **Desarrollo de Marcos Híbridos Estandarizados:** Se necesita avanzar en la creación de metodologías híbridas estandarizadas que integren formalmente PL, TC e IA para la gestión de riesgo, mejorando la calidad y la gobernanza de los datos de entrenamiento para los modelos de IA.

b. **Interpretabilidad de Soluciones IA:** Es crucial mejorar la interpretabilidad de las soluciones generadas por modelos complejos de IA para que los decisores puedan entender y confiar en las asignaciones que priorizan la resiliencia sobre el costo mínimo.

c. **Análisis de Capacidad Dinámica:** Investigaciones futuras deberían integrar el Factor de Riesgo con teorías empresariales como el Enfoque de Recursos y Capacidades (ERC) y la Teoría de los Costes de Transacción (TCT), analizando cómo las capacidades dinámicas de las empresas, impulsadas por el uso de IA y la información del FR, permiten la adaptación a cambios externos sin necesidad de cambios internos profundos.

d. **Resiliencia Cuantificada:** Se recomienda avanzar en el análisis de la resiliencia de la CSI, considerando otras dimensiones como la eficiencia de los canales y la fuerza financiera, cuantificadas a través de indicadores de desempeño. La IA, al modelar la variación de riesgo, puede contribuir a cuantificar la resiliencia de la cadena.

REFERENCIAS

Ballou, R. (2004). *Logística: Administración de la cadena de suministro* (5a ed.). Pearson Educación. México.

Beltrán, J. (2023). *Indicadores de Gestión*. Editorial 3R Editores LTDA. Colombia.

Chopra, S., & Meindel, P. (2017). *Administración de la cadena de suministros, estrategia, planeación y operación*. Pearson Educación de Perú S.A

Christopher, M. (2016). *Logistics & Supply Chain Management* (5th ed.). Pearson.

Dantzig, G. B. (1947). Maximization of a linear function of variables subject to linear inequalities. *Activity Analysis of Production and Allocation*.

Hoffman, D. (2012). *Marketing de servicios: Conceptos, estrategias y casos* (4ta ed.). Cengage Learning Editores. México.

Lario, X. (2015). *Inversiones asiáticas*. México. <http://eleconomista.com.mx/estados/2015/03/29/gto-inversiones-asiaticas-destapanboom-restaurantero>

Nash, J. (1950). Equilibrium points in n-person games. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 36(1), 48-49.

Porter, M. (2002). *Ventaja competitiva: Creación y sostenimiento de un desempeño superior*. México: The Free Press.

Rodríguez, L. (2022). Mejora de la gestión de la cadena de suministro de productos agrícolas perecederos mediante la combinación del modelo Scory y la metodología AHP. *La floricultura ecuatoriana como caso de estudio*. *Revista de la Facultad de Ciencias Agrícolas*, 54(2), 73-82.

Sánchez, M. (2025). Optimización de las operaciones en la cadena de suministro a través de la inteligencia artificial: un enfoque basado en datos logísticos. *Revista Latinoamericana de Ciencias Sociales y Humanidades*. Panamá.

Wagner, S. (2011). An empirical examination of supply chain performance along several dimensions of risk. *Revista Business Logistics* <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/j.2158-1592.2008.tb00081.x>

World Trade Organization (WTO). (2023). *World Trade Statistical Review 2023*.

Zaballa, J. (2022). Riesgo Y Rediseño De Las Cadenas Globales De Suministro: Una Propuesta Teórica Para Una Realidad Actual. *Información Comercial Española Revista de Economía*, 929, 133–155. <https://doi.org/10.32796/ice.2022.929.7532>.