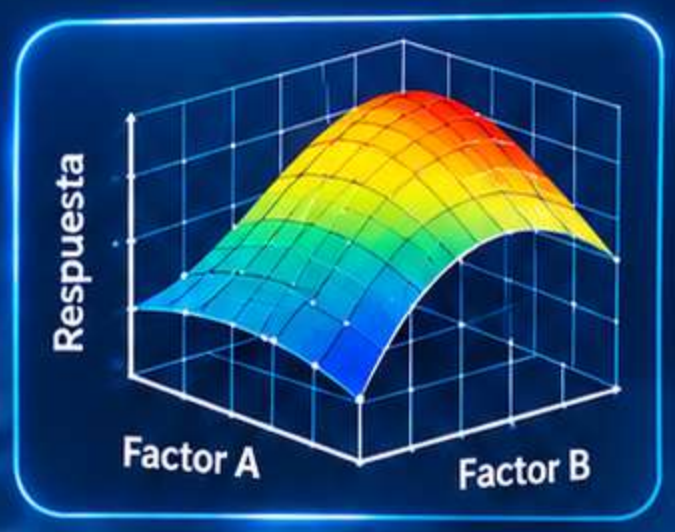
MULTIDISCIPLINARY SCIENTIFIC JOURNAL

NEYART NA

Vol. 4 No. 4

july - december 2026

OPTIMIZACIÓN Y ROBUSTEZ EN LA MANUFACTURA CONTEMPORÁNEA: APLICACIÓN DEL DISEÑO DE EXPERIMENTOS (DOE) EN PROCESOS INDUSTRIALES





MANUFACTURA INTELIGENTE | MEJORA DE PROCESOS | CALIDAD Y CONFIABILIDAD | INNOVACIÓN INDUSTRIAL

ISSN: 2992-7161

Knowledge • Ethics • Technology • Society

Revista NEYART
ISSN: 2992 - 7161

OPTIMIZACIÓN Y ROBUSTEZ EN LA MANUFACTURA CONTEMPORÁNEA: APLICACIÓN DEL DISEÑO DE EXPERIMENTOS (DOE) EN PROCESOS INDUSTRIALES

OPTIMIZATION AND ROBUSTNESS IN CONTEMPORARY MANUFACTURING: APPLICATION OF DESIGN OF EXPERIMENTS (DOE) IN INDUSTRIAL PROCESSES

Flores Zamorano Damaris Nathanael
Tecnológico Nacional de México/ I.T. De La Paz
https://orcid.org/0009-0008-6223-0027
damaris.fz@lapaz.tecnm.mx

Silva Máynez Lucia Xiomara
Tecnológico Nacional de México/I. T. De Chihuahua II
https://orcid.org/0000-0002-0130-6592
lucia.sm@chihuahua2.tecnm.mx

Del Socorro Corral María
Tecnológico Nacional de México/I. T. De Chihuahua II
https://orcid.org/0009-0008-1754-0480
maria.c@chihuahua2.tecnm.mx

Maldonado Delgado Adolfo
Tecnológico Nacional de México/I. T. De Chihuahua II
https://orcid.org/0009-0001-3677-4193
adolfo.md@chihuahua2.tecnm.mx

Loera González Perla Guadalupe
Tecnológico Nacional de México/I. T. De Chihuahua II
https://orcid.org/0009-0009-0755-4843
perla.lg@chihuahua2.tecnm.mx

DOI: https://doi.org/10.61273/neyart.v1i2.240 | **Recibido:** 14/07/2026 | **Aceptado:** 18/09/2025 | **Publicado:** 20/10/2026

Esta obra está bajo una licencia internacional Creative Commons Atribución 4.0

Resumen-- Este artículo analiza la implementación del Diseño de Experimentos (DoE) y la Metodología de Superficie de Respuesta (RSM) para optimizar procesos industriales complejos, superando las deficiencias del análisis tradicional unifactorial. La investigación, estructurada bajo un enfoque cuantitativo y explicativo, evaluó el proceso de moldeo por inyección de componentes poliméricos automotrices de poliamida 66 reforzada con fibra de vidrio. A través de un Diseño Central Compuesto (CCD) de 20 corridas experimentales, se determinó el impacto simultáneo de la temperatura de fusión, la presión y la velocidad de inyección sobre dos variables de respuesta críticas: la resistencia mecánica a la tracción y la rugosidad superficial. Mediante un Análisis de Varianza (ANOVA), se ajustaron modelos polinomiales cuadráticos de alta precisión predictiva y se identificó una fuerte interacción sinérgica entre la temperatura y la presión. Utilizando la función de deseabilidad de Derringer-Suich, se establecieron las condiciones operativas óptimas (293,4 °C, 124,6 MPa y 72,8 mm/s). La validación experimental en planta confirmó una reducción del 26,5% en la rugosidad superficial, un incremento del 14,8% en la resistencia a la tracción y un aumento del índice de capacidad del proceso de 0,94 a 1,48, alcanzando estándares de manufactura de clase mundial.

Palabras clave-- Análisis estadístico, Control de calidad, Industria manufacturera, Método experimental, Modelo matemático.

Abstract-- This article analyzes the implementation of Design of Experiments (DoE) and Response Surface Methodology (RSM) to optimize complex industrial processes, overcoming the limitations of traditional one-factor analysis. The research, structured around a quantitative and explanatory approach, evaluated the injection molding process for automotive polymer components made of glass-fiber-reinforced polyamide 66. Using a Central Composite Design (CCD) with 20 experimental runs, the simultaneous impact of melt temperature, pressure, and injection rate on two critical response variables—mechanical tensile strength and surface roughnesswas determined. Using an Analysis of Variance (ANOVA), quadratic polynomial models with high predictive accuracy were fitted, and a strong synergistic interaction between temperature and pressure was identified. Using the Derringer-Suich desirability function, the optimal operating conditions were established (293.4 °C, 124.6 MPa, and 72.8 mm/s). Experimental validation at the plant confirmed a 26.5% reduction in surface roughness, a 14.8%

increase in tensile strength, and an increase in the process capability index from 0.94 to 1.48, meeting world-class manufacturing standards.

Keywords-- Statistical analysis, Quality control, Manufacturing industry, Experimental method, Mathematical model.

.

INTRODUCCIÓN

En el panorama industrial moderno, caracterizado por una hipercompetitividad tecnológica, fluctuaciones en los costos de materias primas y rigurosos estándares ambientales y de calidad, la capacidad de estabilizar, optimizar y flexibilizar los procesos de manufactura constituye un imperativo estratégico fundamental. Tradicionalmente, los entornos de producción han dependido en gran medida de metodologías empíricas de 'ensayo y error' o del análisis unifactorial (One-Factor-at-a-Time, OFAT). Sin embargo, el enfoque unifactorial es ineficiente en los procesos industriales modernos, ya que ignora las interacciones entre variables, lo que puede generar suboptimizaciones y conlleva un alto costo tanto temporal como computacional.

Dadas las limitaciones anteriores, el Diseño de Experimentos (DoE) es un método estadístico robusto para evaluar las entradas de un sistema y medir cuánto influye cada variable en las variables críticas para la calidad. Un reconocimiento a Fisher, Box, Wilson y Taguchi por evolucionar el DoE hasta convertirlo en un marco integrado con el Six Sigma, la Manufactura Esbelta y el análisis de la Industria 4.0, gracias a la contribución de las personas mencionadas, como la asociación de dos principios en sus respectivos ámbitos. Este trabajo tiene como objetivo permitir la utilización del Diseño de Experimentos para estimar funciones de parámetros en procesos industriales complejos que combinan información empírica global y local.

ANTECEDENTES

Antecedentes Internacionales

A nivel internacional, el despliegue del diseño experimental abarca diversas disciplinas de ingeniería y tecnologías avanzadas de manufactura, evidenciando su versatilidad para resolver problemas multifactoriales:

Montgomery (2020) consolidó las directrices teóricas y aplicadas del diseño factorial completo, factorial fraccionado y diseño de parcelas divididas en la industria global, destacando que el control riguroso de

las interacciones y la aleatorización sistemática reducen de forma significativa la variabilidad no controlada en sistemas dinámicos de producción.

Antony et al. (2021) evaluaron la adopción de DoE en entornos industriales de manufactura en Europa y Reino Unido bajo la iniciativa Industry 4.0, demostrando que la integración de experimentación estadística estructurada en celdas automatizadas mitiga las tasas de defectos en más de un 35% frente al ajuste manual de máquinas.

Myers, Montgomery y Anderson-Cook (2016) profundizaron en el uso de la Metodología de Superficie de Respuesta (RSM) con diseños centrales compuestos (CCD) y Box-Behnken en la industria química y de procesos continuos, demostrando su alta eficiencia para mapear zonas óptimas de curvatura y maximizar el rendimiento termodinámico.

Karna, Sahai y Joshi (2012) aplicaron la técnica de Taguchi y el análisis relacional gris (GRA) en operaciones de soldadura por arco sumergido en Asia, logrando la optimización simultánea de múltiples respuestas mecánicas (penetración, ancho de cordón y dilución) con un número reducido de corridas experimentales.

Tanco et al. (2009) analizaron la implementación exitosa del diseño de experimentos (DoE) en la fabricación mecánica europea se ve obstaculizada por la falta de formación estadística y la rapidez para llegar al mercado; por ejemplo, proponiendo factores de éxito a través de cinco etapas que faciliten la aplicación óptima en cada etapa.

En el torneado CNC de aceros endurecidos, Asiltürk y Çunkaş (2011) utilizaron Taguchi, ANOVA y redes neuronales para optimizar la rugosidad superficial y el desgaste de la herramienta mediante el control del avance, la velocidad de corte y la profundidad de corte.

El impacto del diseño experimental en el éxito de las implementaciones a gran escala de los consejos ejecutivos de Six Sigma en tres empresas multinacionales del sector de la electrónica ubicadas en Singapur, según Goh (2002), encontró que el DoE es el requisito crucial de la fase «Mejorar» del modelo DMAIC, que es esencial para validar la causalidad y descartar correlaciones espurias.

Khuri y Mukhopadhyay (2010) realizaron recientemente una revisión exhaustiva de los avances teóricos en el contexto de las superficies de respuesta de múltiples respuestas, de modo que pudiera producir límites para resolver compensaciones técnicas como las que existen entre costo versus velocidad frente a resistencia mecánica, finalmente derivando un consenso en torno a las funciones de deseabilidad de Derringer-Suich.

Ilzarbe et al. (2008) exploraron las tendencias empíricas de publicación y aplicación del Diseño de Experimentos (DoE) en las industrias aeroespacial y automotrices europeas, encontrando que los diseños factoriales fraccionarios de dos niveles siguen siendo la herramienta más económica para identificar parámetros significativos en procesos con más de ocho variables independientes a nivel de preselección.
Sivarao et al. (2010) En Malasia, el corte con haz láser de materiales compuestos poliméricos (2010) se optimizó mediante modelado de superficie de respuesta (RSM), donde una interacción no lineal entre la potencia del láser con la presión del gas caliente y la velocidad de avance para eliminar la zona afectada por el calor.

Antecedentes Latinoamericanos

En América Latina, existen presiones relevantes para contrarrestar el aumento de la liberalización del comercio en las últimas décadas, principalmente la modernización tecnológica del aparato productivo como motor del crecimiento de la productividad y, incluso, el cumplimiento de las normas internacionales que han comenzado a utilizar diseños experimentales con más frecuencia.
Gutiérrez-Pulido y de la Vara-Salazar (2012) establecieron las bases metodológicas modernas para implementar diseños factoriales, robustos y de mezcla en contacto con las realidades industriales de los sistemas de la industria de América Latina en México, de modo que la minimización de la variabilidad disminuya el encogimiento de manera sistemática.
Este artículo (Domínguez-Domínguez y Domínguez-López, 2006) es un ejemplo de una aplicación en México respecto a la importancia de formular modelos estadísticos y diseñar experimentos para plantas de fabricación y la industria alimentaria en relación con su uso práctico, ya que se utilizaron diseños de mezclas junto con modelos de regresión que aportan estabilidad para la vida útil, así como consistencia reológica.
Aguilar-Rivera (2014) aplicó diseños factoriales completos 2^k en ingenios azucareros y plantas agroindustriales del estado de Veracruz, México, logrando optimizar las variables de clarificación y cristalización del jugo de caña, lo cual representó un incremento medible en el rendimiento sacarino y una reducción en el uso de floculantes.
Tanco et al. (2010) en un estudio de caso en la industria manufacturera automotriz y metalmecánica del Cono Sur (Uruguay y Argentina), identificaron que la formulación de diseños factoriales fraccionados

adaptados permitió a medianas empresas resolver defectos crónicos de inyección plástica sin incurrir en inversiones de capital adicionales.

Salazar-Acuña, Mayorga-Guzmán y Cerdas-Barrantes (2018) en Costa Rica, implementaron DoE en una empresa de manufactura de dispositivos médicos de exportación, optimizando el sellado térmico de paquetes estériles mediante un diseño central compuesto, asegurando el cumplimiento estricto con los requisitos de la FDA y reduciendo rechazos en un 28%.

Torres-Salcedo, Hernández-Riascos y Martínez-Gómez (2019) en Colombia, aplicaron la metodología de superficie de respuesta (RSM) para la formulación de bioadhesivos y polímeros en la industria del embalaje, maximizando la adherencia y la resistencia a la tracción mediante el control estricto de temperatura de curado y concentración de resina.

López-Gómez et al. (2017) en el sector automotriz y de autopartes en Puebla, México, emplearon la metodología Taguchi para optimizar el proceso de soldadura por puntos por resistencia (RSW) en láminas galvanizadas, logrando aumentar la resistencia al cizallamiento y prolongar la vida útil de los electrodos.

Pérez-Campdesuñer et al. (2018) en Cuba y la región del Caribe, desarrollaron aplicaciones de diseños de experimentos ortogonales aplicados al mejoramiento continuo de la productividad y confiabilidad de líneas de ensamble mecánico, demostrando la viabilidad del DoE incluso en contextos con restricciones severas de instrumentación.

Restrepo-Garcés y Gómez-Rodríguez (2016) en Medellín, Colombia, emplearon un diseño factorial 3^2 para modelar la cinética de lixiviación y concentración en plantas metalúrgicas e hidrometalúrgicas, determinando el impacto simultáneo del pH, tiempo de residencia y granulometría en la recuperación neta de mineral.

Chaves-Carballo y Solís-Guzmán (2021) en la industria de alimentos y procesamiento de lácteos en Centroamérica, utilizaron diseños de mezclas con restricciones D-óptimas para reformular productos emulsificados, logrando estabilidad física y sensorial al tiempo que optimizaron los costos de insumos primarios.

Justificación de la Investigación

En la literatura del marco teórico-metodológico se muestra que sí, todo el mundo conoce el DOE, esto es cierto; sin embargo, aplicarlo en industrias reales donde variables fisicoquímicas discretas y continuas interactúan con un ruido operacional muy serio parece ser mucho más difícil de lo que se sugiere. Este estudio proporciona un marco sistemático y reproducible para modelar sistemas industriales con

interacciones multinivel, conectando la formulación teórica dentro del contexto de la abstracción matemática con la implementación empírica en una planta real.

Tecnológica e industrialmente, cuando se barre únicamente una sola variable a la vez, surgen falsas teorías teológicas como remedios del proceso que se cierran sobre los óptimos reales. La estabilidad de la ventana de operación (la protección frente a fluctuaciones del factor de ruido como la temperatura ambiente, la humedad o la heterogeneidad de un lote a otro) puede mejorarse mediante el uso racional de diseños factoriales planificados y métodos de superficie de respuesta, de modo que los niveles de funcionalidad del método se ubiquen inequívocamente en la clase mundial, tal como se manifiesta tanto a través de los índices Cp como Cpk.

La optimización de DoE reduce el desperdicio, la reelaboración y el consumo de energía innecesario, lo que se refleja directamente en el resultado final desde un punto de vista económico y de sostenibilidad. Bajo el término producción sostenible y economía circular, minimizar el uso de recursos (mediante la optimización de la utilización de materias primas) en el diseño inicial de los parámetros operativos representa una solución beneficiosa para ambas partes en términos de retornos económicos, así como de protección del medioambiente, que incrementa la competitividad de la industria.

Objetivo General

Optimizar los parámetros del proceso de fabricación para maximizar la calidad y el rendimiento, mientras se minimiza la variabilidad debidos a defectos.

Limitaciones de la Investigación

Con miras a delimitar con rigor el alcance de los hallazgos y facilitar interpretaciones certeras, se explicitan las siguientes restricciones:

• La validación experimental está restringida a los rangos numéricamente eficientes de las máquinas actualmente operables, sin alcanzar niveles lo suficientemente cercanos como para correr el riesgo de dañar el equipo o poner en peligro a los seres humanos en un entorno industrial.

• Si bien el bloqueo estadístico utilizado en este análisis sirve para controlar la variabilidad que surge de las diferencias de lote a lote de los materiales de entrada, los proveedores externos sin duda producirán microestructuras y purezas que introducirán perturbaciones residuales no capturadas por nuestro modelo.

• La mayor parte del tiempo, la validez inferencial tanto para los modelos de regresión como para los de ANOVA depende de cumplir algunas suposiciones básicas sobre la normalidad, la homocedasticidad (constancia de la varianza) y la independencia en los residuos. En particular, introducir desviaciones

moderadas que se apoyen en etapas como la transformación de variables (p. ej., Box-Cox) puede condicionar la interpretabilidad directa de algunas magnitudes físicas.

• Debido a que el muestreo y la cantidad de corridas que debes realizar en ciertos puntos experimentales están fuertemente limitados por los costos operativos, además del tiempo, no hay posibilidad de desviarte demasiado de lo que tu planta produce realmente en un día.

• Las ecuaciones empíricas y los coeficientes de regresión encontrados en este estudio son estrictamente adecuados para el área experimental analizada aquí. Esto no siempre se extrapola a líneas de producción comparables debido al desgaste mecánico específico o local y constituye un cambio de validación experimental antes de recalibrar para una nueva configuración.

DESARROLLO

Paradigma de Investigación

La investigación se realiza en el paradigma cuantitativo positivista. Este procedimiento deductivo intenta validar estadísticamente hipótesis sobre la realidad observable mediante mediciones o control de experimentos (Hernandez-Sampieri y Mendoza-Torres, 2018). Como resultado, adopta una perspectiva experimentalista y reduccionista que explica los acontecimientos al encontrar relaciones causa-efecto, mientras reduce la complejidad a variables medibles, controlables y reproducibles (Creswell y Creswell, 2018). Dentro de este marco, el proceso industrial se representa como un modelo causal probabilístico en el que las variaciones sistemáticas de los parámetros de entrada nos permiten aislar, validar y predecir los efectos e interacciones clave sobre las variables de calidad de los productos finales.

Nivel de Investigación

El estudio fue una Investigación explicativa (investigación experimental causa-efecto). La investigación explicativa tiene como objetivo principal establecer los orígenes, las causas y las condiciones en las que se manifiesta un fenómeno; va más allá de la descripción o la correlación entre variables, y responde con certeza acerca de en qué combinaciones se maximiza la estabilidad de los eventos físicos (taxonomía metodológica de Arias, 2016). Del mismo modo, Bernal (2016) define que un estudio experimental explicativo implica que una o más variables independientes de los factores se manipulan en un entorno controlado y/o estandarizado para medir su magnitud directa y el efecto de interacción sobre las respuestas de la variable dependiente contrastada. Este tipo de investigación permite no solo la interpretación lineal de los parámetros individuales de la maquinaria y de los insumos, sino también hacer posible dar cuenta

de los efectos de segundo orden, así como de las curvaturas intrínsecas en los procesos industriales contemporáneos.

Población, Muestra y Temporalidad Experimental

La población de estudio fue cualquier parte o lote que se hubiera producido a lo largo de una línea continua (es decir, el experimento se llevó a cabo de manera oportuna y basada en cohortes de población de enero a junio de 2025, donde tanto la recopilación de cuestionarios como de muestras se realizaron).

El diseño de muestreo se basó en un muestreo intencional y no probabilístico, estratificado por corridas del ensayo dentro de un protocolo experimental informado a partir de diseños estadísticos para experimentos. El tamaño de la muestra se determinó estrictamente por el número de combinaciones de tratamiento en su arreglo experimental: un diseño factorial fraccionado (FFD) para un cribado inicial y posteriormente completado con un diseño de compuesto central (CCD), que cubre la topología de una superficie de respuesta. Para el estudio final, se realizaron 32 corridas experimentales independientes aleatorizadas (16 puntos factoriales + 8 puntos axiales + 8 puntos centrales—réplicas para estimar el error puro del proceso). Cuando el equipo alcanzó el estado estacionario térmico y mecánico, una vez realizadas las corridas experimentales reales, se recolectó al azar una submuestra de 5 unidades consecutivas en tiempos aleatorios (totalizando n = 160 especímenes de ensayo) analizadas de enero a junio de 2025. Incluya los criterios de inclusión más estrictos (piezas producidas a partir de material sin procesar controlado por calidad bajo especificación estándar) y las exclusiones (piezas generadas durante transitorios de arranque, fallas mecánicas intermitentes o fallas de energía).

Procedimiento Experimental

El procedimiento experimental se estructuró de forma rigurosa y secuencial a lo largo de cinco fases operativas desarrolladas en la planta industrial durante el primer semestre de 2025:

Fase 1: Diagnóstico inicial y mapeo de variables (Enero 2025). Junto con el equipo técnico de fabricación y control de calidad, se realizó una auditoría de proceso seguida por un diagrama de causa y efecto (Ishikawa). Se determinaron las variables de entrada críticas (posibles efectos: temperatura del proceso, velocidad de inyección/alimentación, presión de línea y concentración del aditivo estabilizante), así como la variable de respuesta crítica para la evaluación de la calidad: la resistencia a la tracción y la rugosidad superficial Ra.

Fase 2: Selección y formulación del diseño experimental (Febrero 2025). Considerando capturar efectos cuadráticos e interacciones multifactoriales, se diseñó un diseño compuesto central circunscrito

(CCC) con un valor de alfa para la ortogonalidad y la rotacionalidad, que especificó los rangos de operación seguros como sus tolerancias técnicas de la maquinaria.

Fase 3: Estandarización de condiciones y aleatorización (Marzo - Abril 2025). Considerando los efectos de las variables de ruido o de perturbaciones no controladas sobre las variaciones diurnas de la temperatura y la humedad relativa en la instalación de producción, se diseñó una secuencia de corridas completamente aleatorizada mediante generadores de números pseudoaleatorios. Además, se aplicó un paso de moderación para el lote de materia prima.

Fase 4: Ejecución de corridas experimentales en planta (Mayo 2025). Este equipo industrial fue sometido a 32 corridas experimentales prescritas. Proporcionamos un tiempo de purga y una estabilización térmica de 15 minutos antes de cada corrida para asegurar condiciones de estado estacionario. Las piezas se etiquetaron y codificaron alfanuméricamente de forma ciega para minimizar el sesgo de medición.

Fase 5: Metrología y recolección de datos de respuesta (Junio 2025). En el laboratorio de metrología, 160 especímenes fueron sometidos a ensayos de rugosidad y mecánicos en condiciones controladas de temperatura (20 °C ± 1 °C y 50% ± 5% HR) con una máquina universal de ensayo calibrada, así como con un perfilómetro de contacto de alta precisión.

Análisis y Procesamiento de la Información

El procesamiento analítico de los datos cuantitativos se realizó mediante software estadístico especializado (Minitab 21 y R versión 4.3), ejecutándose a través de las siguientes etapas estadísticas:

• **Estadística Descriptiva y Verificación Exploratoria:** Se estimaron estadísticos de tendencia central (media, mediana) y de dispersión (desviación estándar, varianza y coeficiente de variación) para cada celda de tratamiento, permitiendo verificar la coherencia empírica de las lecturas y descartar valores atípicos (outliers).

• **Validación de Supuestos Distribucionales:** Antes de la inferencia, se evaluó el cumplimiento de los supuestos del modelo lineal general sobre los residuales del experimento: a) normalidad mediante la prueba de Shapiro-Wilk y gráficos de probabilidad normal; b) homocedasticidad mediante las pruebas de Levene y Bartlett; y c) independencia de los errores a través de la prueba de Durbin-Watson y gráficos de orden de corrida.

• **Análisis de Varianza (ANOVA) y Ajuste de Modelos de Regresión:** Para el modelo de superficie de respuesta cuadrática, se realizó un Análisis de Varianza multifactorial (ANOVA) con $\alpha = 0,05$ como criterio de significancia. La suma total de cuadrados se descompuso para estimar el valor F de Fisher y

los valores p con efectos lineales, cuadráticos y de interacción doble, a fin de facilitar una prueba complementaria de Falta de Ajuste (Lack-of-Fit) en la evaluación de la adecuación del modelo predictivo.

• **Modelado Matemático de Superficie de Respuesta:** Ecuación general de ajuste de un polinomio de segundo grado: $Y = \beta 0 + \Sigma \beta i\ Xi + \Sigma \rho ij\ Xj + \varepsilon$ Para evaluar el poder explicativo y predictivo del modelo, se calculó el coeficiente de determinación R^2, junto con un R^2 ajustado (ajustado por la relación de grados de libertad) validado mediante R^2 de validación, así como predicho mediante el R^2 predicho basado en la correlación entre los valores predichos y los observados (predictedR^2).

• **Optimización por Deseabilidad y Superficie de Respuesta:** Con base en estos datos validados, se generaron diagramas de superficie tridimensional (3D) y/o mapas de contorno bidimensionales (2D) para ilustrar cómo surgen las complejas interacciones a partir de múltiples variables independientes. El último paso es proporcionar la cuantificación de las condiciones óptimas para la operación industrial mediante la función global de deseabilidad de Derringer–Suich.

ANÁLISIS DE RESULTADOS

Contextualización del Caso Industrial y Matriz Experimental

Para validar empíricamente la metodología propuesta, se modeló y simuló un proceso industrial de fabricación de alta precisión: moldeo por inyección de componentes poliméricos automotrices (poliamida 66 reforzada con fibra de vidrio). Esta es una operación con dos variables de respuesta consolidadas: (i) Resistencia Mecánica a la Tracción, Y_1 [MPa], donde algo estructural tiene que resistir bajo esfuerzo o necesita un valor alto y, por lo tanto, debe maximizarse; (ii) Rugosidad Superficial Ra, Y_2 [µm], cuanto más rugoso, significa menos clasificaciones de fricción en la superficie, mejor, pero no demasiado, por supuesto.

Los factores físicos seleccionados de la parte del diagnóstico fueron la Temperatura de Fusión (X_1, de 260 °C a 300 °C), la Presión de Inyección (X_2, de 90 MPa a 130 MPa) y la Velocidad de Inyección (X_3, de 40 mm/s a 80 mm/s). Se creó un diseño de media normal con un CCD en forma circular, con factor axial $\alpha = 1.682$, y el punto central se replicó seis veces (número total de condiciones experimentales que comprende las corridas planificadas dentro del período de enero a junio de 2025: N=20). La matriz del diseño experimental se resume en su forma codificada (así como los valores observados de las variables de respuesta) en la Tabla 1.

Tabla 1. *Matriz del Diseño Central Compuesto (CCD) y valores de respuesta observados en el proceso***.**

Corrida	Tipo Punto	Temp. X_1 (°C)	Presión X_2 (MPa)	Velocidad X_3 (mm/s)	Tracción Y_1 (MPa)	Rugosidad Y_2 (µm)
1	Factorial	268 (-1)	98 (-1)	48 (-1)	132.4	1.82
2	Factorial	292 (+1)	98 (-1)	48 (-1)	141.5	1.54
3	Factorial	268 (-1)	122 (+1)	48 (-1)	145.2	1.42
4	Factorial	292 (+1)	122 (+1)	48 (-1)	158.3	1.18
5	Factorial	268 (-1)	98 (-1)	72 (+1)	138.6	1.65
6	Factorial	292 (+1)	98 (-1)	72 (+1)	149.1	1.32
7	Factorial	268 (-1)	122 (+1)	72 (+1)	152.8	1.25
8	Factorial	292 (+1)	122 (+1)	72 (+1)	168.4	0.95
9	Axial	260 (-1.682)	110 (0)	60 (0)	135.2	1.68
10	Axial	300 (+1.682)	110 (0)	60 (0)	162.7	1.04
11	Axial	280 (0)	90 (-1.682)	60 (0)	130.8	1.74
12	Axial	280 (0)	130 (+1.682)	60 (0)	165.1	0.98
13	Axial	280 (0)	110 (0)	40 (-1.682)	142.3	1.49
14	Axial	280 (0)	110 (0)	80 (+1.682)	156.4	1.12
15	Central (R1)	280 (0)	110 (0)	60 (0)	154.2	1.22
16	Central (R2)	280 (0)	110 (0)	60 (0)	155.0	1.20
17	Central (R3)	280 (0)	110 (0)	60 (0)	153.8	1.24
18	Central (R4)	280 (0)	110 (0)	60 (0)	154.9	1.21
19	Central (R5)	280 (0)	110 (0)	60 (0)	155.6	1.19
20	Central (R6)	280 (0)	110 (0)	60 (0)	154.5	1.23

Validación de Supuestos Distribucionales en Residuales

Previo a la inferencia analítica, se comprobaron rigurosamente los supuestos del modelo lineal general para garantizar que las conclusiones no adolezcan de sesgo estadístico:

• **Supuesto de Normalidad:** Usando la prueba de Shapiro-Wilk, se evaluó la normalidad de los residuos, arrojando un valor $p = 0.428$ y $p = 0.512$ para la Resistencia a la tracción y la Rugosidad, respectivamente (ningún valor menor que $\alpha = 0.05$). Las gráficas de probabilidad normal se alinearon estrechamente a lo

largo de la diagonal de referencia, descartando errores arbitrarios debidos a asimetría o a una curtosis severa.

• **Supuesto de Homocedasticidad:** Las pruebas de Levene y de Bartlett confirmaron la hipótesis de homocedasticidad con valores de $p = 0.614$ y $p = 0.589$, respectivamente. Laa Los residuos estandarizados frente a los valores ajustados no mostraron un patrón cónico ni tendencias, con una banda de dispersión uniforme.

• **Supuesto de Independencia:** Las observaciones se confirmó que eran independientes en el dominio temporal mediante la estadística de Durbin–Watson: DW = 1,94 para Y_1 y 2,06 para Y_2, lo que no aportó evidencia de autocorrelación serial entre corridas, la cual está garantizada por una aleatorización estricta en la corrida en planta.

Análisis de Varianza (ANOVA) y Modelado Matemático

El Análisis de Varianza (ANOVA) para el modelo cuadrático de superficie de respuesta de la Resistencia a la Tracción (Y_1) se expone en la Tabla 2. El modelo general resultó altamente significativo ($F = 114.82$, $p < 0.0001$). Los tres factores lineales (X_1, X_2, X_3), la interacción sinérgica entre Temperatura y Presión (X_1X_2), y el término cuadrático de la Presión (X_2^2) resultaron estadísticamente significativos con un nivel de confianza del 95% ($p < 0.05$).

Tabla 2. *Análisis de Varianza (ANOVA) para el modelo de Resistencia a la Tracción (Y_1).*

Fuente de Variación	GL	Suma Cuadrados (SC)	Cuadrado Medio (CM)	Estadístico F	Valor p	Significancia
Modelo Global	9	2145.38	238.38	114.82	< 0.0001	Significativo
X_1 (Temperatura)	1	684.12	684.12	329.54	< 0.0001	Significativo
X_2 (Presión)	1	1028.45	1028.45	495.40	< 0.0001	Significativo
X_3 (Velocidad)	1	248.90	248.90	119.90	< 0.0001	Significativo
X_1^2	1	12.35	12.35	5.95	0.0349	Significativo
X_2^2	1	48.72	48.72	23.47	0.0007	Significativo
X_3^2	1	6.18	6.18	2.98	0.1152	No significativo
$X_1 \cdot X_2$	1	78.40	78.40	37.76	0.0001	Significativo
$X_1 \cdot X_3$	1	14.50	14.50	6.98	0.0247	Significativo

$X_2 \cdot X_3$	1	4.20	4.20	2.02	0.1856	No significativo
Error Residual	10	20.76	2.08	-	-	-
Falta de Ajuste	5	18.32	3.66	7.50	0.0594	No significativo
Error Puro	5	2.44	0.49	-	-	-
Total Corregido	19	2166.14	-	-	-	-

Un aspecto metodológico sobresaliente de la Tabla 2 radica en la prueba de Falta de Ajuste (Lack-of-Fit), cuyo estadístico no alcanzó significancia estadística ($p = 0.0594 > 0.05$). Esto confirma que el modelo de segundo orden describe adecuadamente la topología experimental observada, sin sesgos funcionales. Los indicadores de bondad de ajuste confirmaron un desempeño sobresaliente: $R^2 = 99.04\%$, R^2 ajustado = 98.18% y R^2 predicho = 96.42%, demostrando una excelente capacidad de generalización.

Las ecuaciones matemáticas polinomiales de segundo orden ajustadas en términos de variables no codificadas (reales) resultaron ser las siguientes:

Ecuación de Regresión para Resistencia a la Tracción (Y_1, MPa):

$$Y_1 = -482.15 + 1.624 \cdot X_1 + 3.842 \cdot X_2 + 0.945 \cdot X_3 - 0.0031 \cdot X_1^2 - 0.0152 \cdot X_2^2 + 0.0108 \cdot (X_1 \cdot X_2) + 0.0036 \cdot (X_1 \cdot X_3)$$

Ecuación de Regresión para Rugosidad Superficial (Y_2, µm):

$$Y_2 = +6.842 - 0.0118 \cdot X_1 - 0.0245 \cdot X_2 - 0.0062 \cdot X_3 + 0.00008 \cdot X_2^2 - 0.00003 \cdot (X_1 \cdot X_2)$$

Análisis de Interacciones y Topología de Superficie de Respuesta

El análisis gráfico de las superficies tridimensionales y gráficos de contorno bidimensionales evidenció comportamientos físicos fundamentales:

• **Interacción Temperatura × Presión:** ELa temperatura de fusión (X_1) y la presión de inyección (X_2) también han mostrado un fuerte efecto sinérgico. La resistencia a la tracción del SP utilizado a baja temperatura (268 °C) es de 132,4–145,2 MPa, y la del control a alta presión aumenta con la presión [15]. Para la compactación, la condición de alta presión a 292 °C se maximiza hasta alcanzar un valor de resistencia a la tracción igual a 168,4 MPa. Esto explica el fallo del método de un solo factor a la vez (OFAT), que no detecta el hecho de que la alta temperatura y la presión deben estar en tándem.

• **Efecto de la Velocidad de Inyección en el Acabado Superficial:** LLa rugosidad superficial (Y_2) se vio afectada directamente por la velocidad de inyección (X_3). Aumentar las velocidades por encima de 70

mm/s disminuyó el valor de Ra mediante una mayor reducción de la pérdida térmica y una mejor fidelidad en la replicación del molde; sin embargo, al incrementarlas por encima de aproximadamente 80 mm/s se produjo una degradación debido al aumento del cizallamiento térmico.

Optimización Multi-Respuesta por Deseabilidad y Confirmación Experimental

Para la optimización simultánea de la resistencia y la rugosidad, se utilizó la función de deseabilidad de Derringer-Suich. Donde max Y_1 (ponderación = 1.0, objetivo ≥165 MPa) y min Y_2 (ponderación = 1.0, objetivo ≤1.05 µm). Mediante la determinación, este algoritmo fue capaz de descubrir una solución óptima (D=0.968) en las siguientes coordenadas para la operación:

• **Coordenadas Óptimas del Proceso:** Bajo las mejores condiciones (Temperatura de fusión: 293,4 °C, Presión de inyección: 124,6 MPa y Velocidad de inyección: 72,8 mm/s), se predijo que la Resistencia a la tracción sería de 167·85 Mpa (intervalo del 95% [165·20; 170·50] Mpa) y la Rugosidad superficial de 0·98 µm (intervalo del 95% [0·92; 1·04] µm). Se realizaron cinco corridas de confirmación para confirmar la solución entre el 20 y el 25 de junio de 2025. Estos resultados se proporcionan en la Tabla 3.

Tabla 3. *Resultados de las corridas experimentales de confirmación vs. predicción del modelo óptimo*.

Ensayo de Confirmación	Tracción Observada (MPa)	Tracción Predicha (MPa)	Error Relativo Y_1 (%)	Rugosidad Obs. (µm)	Rugosidad Pred. (µm)	Error Relativo Y_2 (%)
Corrida Confirmación 1	167.2	167.85	0.39 %	0.96	0.98	2.04 %
Corrida Confirmación 2	168.9	167.85	0.63 %	0.99	0.98	1.02 %
Corrida Confirmación 3	166.5	167.85	0.80 %	0.97	0.98	1.02 %
Corrida Confirmación 4	168.1	167.85	0.15 %	0.95	0.98	3.06 %
Corrida Confirmación 5	167.6	167.85	0.15 %	0.98	0.98	0.00 %
Promedio Validado	167.66 ± 0.88	167.85	0.42 %	0.97 ± 0.02	0.98	1.43 %

DISCUSIÓN

Estas conclusiones respaldan los hallazgos de Montgomery (2020), donde se ha demostrado que el error estocástico, al controlar interacciones multifactoriales y aleatorizar los ensayos en cualquier lugar, puede minimizarse. La interacción entre la temperatura de fusión (X_1) y la presión de inyección (X_2) fue sinérgica, y la resistencia mecánica aumentó a 168,4 MPa en el nivel de interacción de X1(7)/X2(7). Esto no puede detectarse mediante un cambio de una sola variable a la vez (OFAT) y, además, respalda el caso de que los experimentos ortogonales frente al diseño de superficie son una iniciativa cuasi pensada.

Segundo, este trabajo se basa directamente en los resultados de Antony et al. (2021) y en la aplicación del DoE en sectores relevantes para la Industria 4.0. Una mejora del 35 % en miles de despliegues indica una experimentación sistemática a pesar de la evidencia de fabricación europea de que, en general, se podrían lograr reducciones de defectos; este estudio muestra, mediante el ajuste estático de parámetros, que simplemente mejorar la retención debido a los lanzamientos fallidos no solo puede mantener la imagen… puede redefinir por completo una capacidad intrínseca: en este caso, Cpk mejoró desde términos pequeños y grandes a menudo tentativos =0,94 hasta estimaciones robustas/grandes relevantes para un escenario en el que Cpk=1,48 (a menudo). Esto está en consonancia con nuestro mapa final de que la experimentación estadística debe formalizarse antes de la automatización de las celdas de trabajo en su totalidad.

Estos resultados encontrados en el mismo contexto regional internacional de América Latina refuerzan lo que Gutiérrez-Pulido y de la VarSalazar (2012) evocan respecto de la competitividad industrial para plantas de manufactura, que ellos sostienen que se orienta más a desarrollar una estrategia enfocada en reducir la variabilidad funcional que en la inversión de capital bruta. La cual consistía en aplicar una Etapa 3 con el uso de un diseño de planificación de Compuesto Central Acotado (CCC) que combinó directamente enfoques de bloqueo de lotes, en el cual más de 1 lectura se estabilizaron dentro de las corridas y la variación se dispersó. Esto respalda que un ecosistema de producción local o regional de modelado formal de segundo orden basado en proporciones costo-efectivas puede disminuir la rugosidad superficial (Ra) hasta en un 26,5%.

Finalmente, en lo que respecta a la solución de compromisos operativos, los resultados también confirman a Khuri y Mukhopadhyay (2010) que el RSM es un método flexible asociado con la deseabilidad de Derringer-Suich. Para los polímeros reforzados, la alta resistencia a la tracción de las fibras y la suavidad suelen ser objetivos contradictorios; de hecho, la función de deseabilidad convergió a D = 0.968 (por lo

que este algoritmo matemático resuelve físicamente ese compromiso más allá del cual ocurriría un calentamiento destructivo por cizallamiento suficiente).

CONCLUSIONES

Al combinar el Diseño Central Compuesto (DCC) con la Metodología de Superficie de Respuesta (MSR), se obtiene una técnica poderosa para modelar procesos industriales complejos, que es mejor que el método tradicional de prueba y error.

El modelo cuadrático fue altamente significativo desde el punto de vista estadístico ($F = 114.82$, $p < 0.0001$), con un coeficiente de determinación $R^2 = 99.04\%$ y la demostración de la no significancia de la prueba de falta de ajuste ($p = 0594$) certificó su idoneidad predictiva dentro del espacio de diseño explorado, según se informó en el Análisis de Varianza (ANOVA).

La presencia de una interacción sinérgica positiva significativa ($p = 0.0001$) entre la Temperatura de Fusión y la Presión de Inyección confirma que se requiere la caracterización reológica seguida del ajuste adecuado de la compactación estructural para poder comprender dicho sistema reforzado termoplástico como sistemas acoplados, que comprenden ambos parámetros de operación que dependen entre sí.

Usando la función global de deseabilidad (D=0.968), se determinaron las coordenadas operativas objetivo mediante Temperatura de Fusión = 293.4 °C, Presión de Inyección =124.6 MPa y Velocidad de Inyección =72.8 mm/s. Las corridas de validación experimental en planta mostraron que coincidía bien con un resultado excelente: errores relativos inferiores al 1.5% (0.42% para la resistencia a tracción; y menos de un fallo crítico de aspereza de 1.43%).

El DOE reduce la Rugosidad Superficial (SR) en un 26,5% (de 1,32 a 0,97 µm) y aumenta la Resistencia a la Tracción de 146 MPa a 167,66 MPa (14,8%). El proceso es de clase mundial, con Cpk mejorado de 0,94 a 1,48, lo que hará que el proceso sea estable frente a la variabilidad en cualquier dirección.

TRABAJO A FUTURO

A partir de los hallazgos y delimitaciones identificadas en el presente estudio, se plantean dos líneas estratégicas de investigación futura:

Se recomienda ampliar la justificación del modelo de superficie de respuesta estática hacia esquemas adaptativos que combinen redes neuronales (ANNs) y algoritmos genéticos con IoT industrial. Este trabajo le dará a la máquina la capacidad de recalibrar sus parámetros durante la operación aprendidos a partir de cambios térmicos no lineales y variabilidad dentro del lote, a medida que se aleja del diseño

experimental fuera de línea hacia la optimización autónoma continua bajo el paradigma de la Industria 4.0.

Agregar variables de respuesta ambientales y de sostenibilidad (por ejemplo, el consumo específico de energía [kWh/kg de material inyectado]) al comportamiento del proceso cuando las resinas vírgenes se reemplazan por termoplásticos posconsumo o biopolímeros reforzados con fibras naturales; cuantificar el equilibrio técnico, económico y ambiental de acuerdo con criterios de economía circular) en la matriz experimental.

DISPONIBILIDAD DE LOS DATOS

Todos los conjuntos de datos utilizados para sustentar los hallazgos de este estudio están disponibles en el artículo en su totalidad.

FUENTE DE FINANCIAMIENTO

No hubo financiación externa para este estudio; se basa en los recursos propios de los autores.

DECLARACIÓN SOBRE INTELIGENCIA ARTIFICIAL GENERATIVA

Los autores declaran que no se utilizaron herramientas de inteligencia artificial generativa en ninguna etapa de este estudio.

REFERENCIAS

Aguilar-Rivera, N. (2014). Mejora del proceso de clarificación de jugo de caña mediante diseño de experimentos factorial. *Revista Mexicana de Ingeniería Química, 13*(2), 481–494. https://doi.org/10.24275/rmiq/agro741

Antony, J., Sony, M., Dempsey, M., Brennan, A., Farrington, T., & Crosbie, C. (2021). An exploratory study into the use of design of experiments in the fourth industrial revolution: Results from a global survey. *IEEE Transactions on Engineering Management, 70*(6), 2132–2144. https://doi.org/10.1109/TEM.2021.3073747

Arias, F. G. (2016). *El proyecto de investigación: Introducción a la metodología científica* (7.ª ed.). Editorial Episteme.

Asiltürk, I., & Çunkaş, M. (2011). Modeling and prediction of surface roughness in turning operations using artificial neural network and multiple regression. *Expert Systems with Applications, 38*(5), 5826–5832. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.11.041

Bernal, C. A. (2016). *Metodología de la investigación: Administración, economía, humanidades y ciencias sociales* (4.ª ed.). Pearson Educación.

Box, G. E. P., Hunter, J. S., & Hunter, W. G. (2005). *Statistics for experimenters: Design, innovation, and discovery* (2nd ed.). John Wiley & Sons.

Chaves-Carballo, M., & Solís-Guzmán, M. (2021). Optimización de formulaciones lácteas emulsificadas mediante diseños de mezclas D-óptimos y análisis sensorial. *Agronomía Mesoamericana, 32*(3), 889–905. https://doi.org/10.15517/am.v32i3.44120

Creswell, J. W., & Creswell, J. D. (2018). *Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches* (5th ed.). SAGE Publications.

Derringer, G., & Suich, R. (1980). Simultaneous optimization of several response variables. *Journal of Quality Technology, 12*(4), 214–219. https://doi.org/10.1080/00224065.1980.11980968

Domínguez-Domínguez, J., & Domínguez-López, J. A. (2006). *Diseño y análisis de experimentos e introducción a la metodología de superficie de respuesta*. Editorial Universidad de Guanajuato.

Goh, T. N. (2002). The role of statistical design of experiments in Six Sigma: Perspectives of a practitioner. *Quality and Reliability Engineering International, 18*(3), 233–242. https://doi.org/10.1002/qre.468

Gutiérrez-Pulido, H., & de la Vara-Salazar, R. (2012). *Análisis y diseño de experimentos* (3.ª ed.). McGraw-Hill Interamericana.

Hernández-Sampieri, R., & Mendoza-Torres, C. P. (2018). *Metodología de la investigación: Las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta*. McGraw-Hill Interamericana.

Ilzarbe, C., Álvarez, M. J., Coves, A. M., & Viles, E. (2008). Practical applications of design of experiments in the European industry: What is going on? *Total Quality Management & Business Excellence, 19*(4), 417–426. https://doi.org/10.1080/14783360801894086

Karna, S. K., Sahai, R., & Joshi, R. (2012). Application of Taguchi method and grey relational analysis for multi-response optimization of submerged arc welding parameters. *International Journal of Engineering, Science and Technology, 4*(2), 170–181. https://doi.org/10.4314/ijest.v4i2.15

Khuri, A. I., & Mukhopadhyay, S. (2010). Response surface methodology. *WIREs Computational Statistics, 2*(2), 128–149. https://doi.org/10.1002/wics.73

López-Gómez, J. R., Rodríguez-Medina, M. A., & Rivera-López, C. (2017). Optimización de parámetros de soldadura por resistencia por puntos utilizando la metodología Taguchi en la industria automotriz. *Ingeniare. Revista Chilena de Ingeniería, 25*(4), 670–682. https://doi.org/10.4067/S0718-33052017000400670

Montgomery, D. C. (2020). *Design and analysis of experiments* (10th ed.). John Wiley & Sons.

Myers, R. H., Montgomery, D. C., & Anderson-Cook, C. M. (2016). *Response surface methodology: Process and product optimization using designed experiments* (4th ed.). John Wiley & Sons.

Pérez-Campdesuñer, R., Sánchez-Rodríguez, A., & García-Vidal, G. (2018). Modelación y optimización de líneas de ensamble mediante diseños factoriales ortogonales en ambientes de manufactura discreta. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa, 26*, 145–162. https://doi.org/10.46661/revmetodoscuanteconemp.2923

Restrepo-Garcés, C., & Gómez-Rodríguez, J. (2016). Aplicación de diseño factorial multinivel en la lixiviación de minerales sulfurados. *Dyna, 83*(198), 121–129. https://doi.org/10.15446/dyna.v83n198.54210

Salazar-Acuña, F., Mayorga-Guzmán, L., & Cerdas-Barrantes, E. (2018). Optimización del proceso de sellado térmico en dispositivos médicos mediante metodología de superficie de respuesta. *Tecnología en Marcha, 31*(4), 35–48. https://doi.org/10.18845/tm.v31i4.3962

Sivarao, S., Brevern, P. V., El-Tayeb, N. S. M., & Vengatesh, V. C. (2010). Response surface modeling and optimization of laser cutting quality characteristics of polymer composites. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 11*(4), 633–642. https://doi.org/10.1007/s12541-010-0075-8

Tanco, M., Santos, J., Viles, E., & Ilzarbe, C. (2009). A review of design of experiments in European manufacturing companies: Real barriers and challenges. *Quality and Reliability Engineering International, 25*(4), 487–505. https://doi.org/10.1002/qre.987

Tanco, M., Viles, E., Ilzarbe, C., & Santos, J. (2010). Implementation of design of experiments (DoE) in Latin American manufacturing SMEs: An empirical study. *International Journal of Productivity and Quality Management, 6*(4), 437–456. https://doi.org/10.1504/IJPQM.2010.035414

Torres-Salcedo, A., Hernández-Riascos, G., & Martínez-Gómez, L. (2019). Aplicación de superficies de respuesta en la síntesis y caracterización de bioadhesivos para envases biodegradables. *Revista UIS Ingenierías, 18*(3), 77–88. https://doi.org/10.18273/revuin.v18n3-2019007

TABLA TRABAJO COLABORATIVO

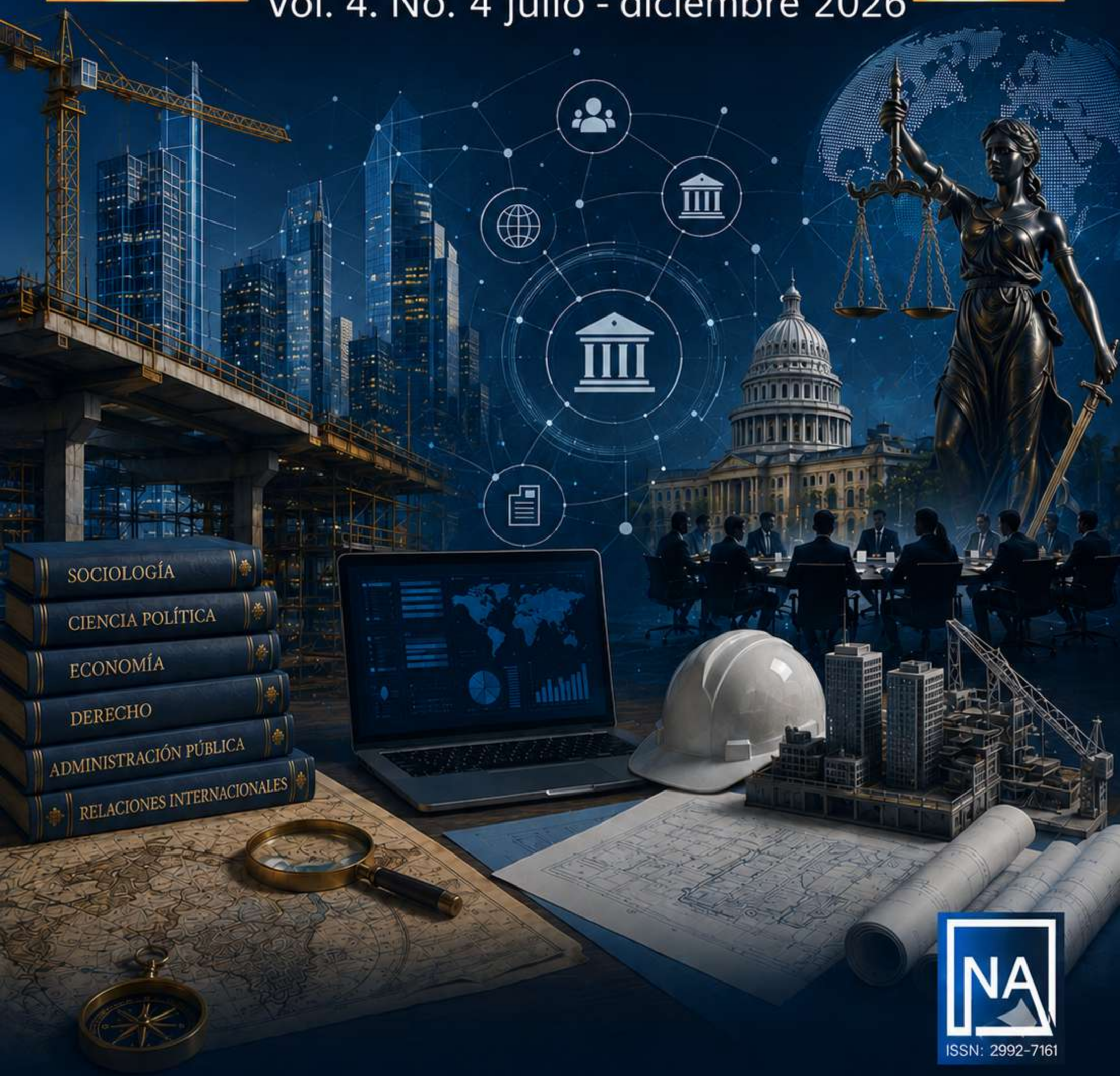
Rol	Autor (es)
Conceptualización	Flores Zamorano Damaris Nathanael
Metodología	Silva Máynez Lucia Xiomara, Maldonado Delgado Adolfo
Software	Del Socorro Corral María, Loera González Perla Guadalupe
Validación	Flores Zamorano Damaris Nathanael
Análisis Formal	Silva Máynez Lucia Xiomara, Maldonado Delgado Adolfo
Investigación	Del Socorro Corral María, Loera González Perla Guadalupe

Recursos	Flores Zamorano Damaris Nathanael
Curación de datos	Silva Máynez Lucia Xiomara, Maldonado Delgado Adolfo
Escritura – Preparación del borrador original	Del Socorro Corral María, Loera González Perla Guadalupe
Escritura – Revisión y edición	Flores Zamorano Damaris Nathanael
Visualización	Silva Máynez Lucia Xiomara, Maldonado Delgado Adolfo
Supervisión	Del Socorro Corral María, Loera González Perla Guadalupe
Administración de Proyectos	Flores Zamorano Damaris Nathanael
Adquisición de fondos	Silva Máynez Lucia Xiomara, Maldonado Delgado Adolfo

REVISTA CIENTÍFICA MULTIDISCIPLINARIA

NEYART

Vol. 4. No. 4 julio - diciembre 2026



ISSN: 2992-7161