Revista Internacional de Investigación e Innovación Tecnológica

Página principal: www.riiit.com.mx

Diseño de Experimentos Factorial Completo 2k en canaletas plásticas para controlar la apariencia (Color) como una característica de calidad en base al peso del componente

Full Factorial Design of Experiments 2^k in plastic cable channels to control appearance (color) as a quality characteristic based on component weight

Pacheco-Cisneros, M.Á.[a], Rojas-Mancera, E.[b]*, Trasviña-Osorio, R. J.[c]

Tecnológico Nacional de México/ ITS de Purísima del Rincón; Blvd. Del valle 2301.Col. Guardarrayas, Purísima del Rincón, Guanajuato. ORCID: https://orcid.org/0009-0007-3170-9644, https://orcid.org/0000-0002-5965-9120*, https://orcid.org/0000-0003-0895-2009.

mps23110002@purisima.tecnm.mx; erick.rm@purisima.tecnm.mx*, rosa.to@purisima.tecnm.mx

Innovación tecnológica: En esta investigación se implementa un modelo de análisis estadístico dentro de los diseños experimentales. Para lograr la optimización y control de calidad visual en el producto mediante la definición de parámetros basados en el resultado del diseño experimental que permitan sustituir los ajustes empíricos en el proceso de inyección.

Área de aplicación industrial: Manufactura de componentes plásticos, específicamente dentro del sector automotriz, donde se emplean procesos de inyección de polímeros de alta precisión con ingeniería de procesos y cuyo objetivo sea lograr la transición de un control de calidad empírico a un control basado en modelos estadísticos.

Recibido: 02 marzo 2026
Aceptado: 03 agosto 2026

Abstract

The application of statistical methods in the plastic injection molding industry provides a robust approach for improving manufacturing processes and product quality. In this study, a (2^k) factorial design of experiments (DOE) was implemented to optimize the plastic injection molding process, focusing on a critical quality characteristic: part color. Variations in this characteristic resulted in the production of nonconforming parts, generating annual losses estimated at USD 153,568. A total of 32 experimental runs were conducted, and the experimental data were analyzed using analysis of variance (ANOVA) with a 95% confidence level. The results identified the optimal combination of injection time and metering time, significantly improving color consistency and ensuring compliance with the required quality specifications for the molded parts.

Keywords: Plastic injection molding, Design of Experiments (DOE), ANOVA, quality improvement, color consistency, factorial design.

Resumen

La aplicación de métodos estadísticos en la industria de inyección de plásticos constituye una estrategia robusta para optimizar los procesos de manufactura y mejorar la calidad de los productos. En este trabajo se implementó un Diseño de Experimentos (DDE) factorial (2^k) completo con el propósito de optimizar el proceso de inyección de plásticos, enfocándose en una característica crítica de calidad: el color de la pieza. La variación de esta característica ocasionaba la generación de productos no conformes, lo que representaba pérdidas económicas estimadas en 153,568 USD anuales. Para el desarrollo del estudio se realizaron 32 corridas experimentales, cuyos resultados fueron analizados mediante un Análisis de Varianza (ANOVA) con un nivel de confianza del 95%. Los resultados permitieron identificar la combinación óptima de los parámetros tiempo de inyección y tiempo de dosificación, logrando una mejora significativa en la uniformidad del color y asegurando el cumplimiento de las especificaciones de calidad de las piezas inyectadas.

Palabras clave: Inyección de plásticos, Diseño de Experimentos (DDE), ANOVA, mejora de la calidad, diseño factorial, color de la pieza.

Introducción

Los procesos de inyección de plástico son actualmente uno de los procesos con mayor auge en la industria mexicana. Enfocado en el sector automotriz, estos permiten la fabricación de componentes de casi cualquier forma, y tamaño, con un alto desempeño funcional (Hernández-Vega et al., 2024). Por lo anterior, la planificación de la calidad y el análisis estadístico de los procesos es un medio por el cual se puede lograr el cumplimiento a las especificaciones del producto, con el objetivo conjunto de volver eficientes los costos derivados de la mala calidad. Bajo este contexto se identifica la industria automotriz como una de las principales fuentes de aportación al PIB del país. Según un artículo de 2022 de revista Jóvenes en la Ciencia. La industria automotriz es de gran relevancia para la economía mexicana ya que contribuye al 3% del Producto Interno Bruto (PIB). Lo que se traduce en un acumulado de 51.2 billones de dólares y genera al menos 900,000 empleos directos (Heira & Ximena, 2022).

De manera regional, Guanajuato es un estado en el cual la industria automotriz se ha asentado con gran fuerza, y donde se han podido desarrollar numerosas investigaciones en pro del desarrollo tecnológico. Guanajuato es una de las entidades con mayor presencia de ensambladoras de autos en México, que incluye Mazda, Honda, Toyota, GM, VW, las cuales cuentan con una amplia cadena de suministro. El estado se ha beneficiado con la inyección masiva de IED (Inversión Extranjera Directa) a tal punto que entre 2019 creció en un 350% con la característica importante de que esa inversión a la región particular del Bajío (Raymundo M. & Germán A., 2023). Existen 380 empresas localizadas en 22 parques industriales en 19 municipios del estado, la industria automotriz en el estado en los últimos cinco años creció alrededor del 71.9% representando cerca del 20.6% del PIB estatal (Silva & Arciniega, 2021). Aunado a lo anterior, los centros de investigación y desarrollo, así como las diferentes instituciones que brindan colaboración, han sido pilar importante para el crecimiento de la industria en el estado. El dinamismo de desarrollo y economía se puede constatar de las siguientes cifras según datos de la Secretaría de Ciencia, Humanidades, Tecnología e Innovación

(SECIHTI). La localización geográfica de Guanajuato es una de sus principales ventajas competitivas comprendiendo los siguientes porcentajes en ocupación automotriz industrial. León 18%, Silao 28%, Irapuato y Celaya cerca del 20%. Los cuales concentran el dinamismo de la industria automotriz (Silva & Arciniega, 2021).

La relevancia de la información del presente artículo se fundamenta en la aplicación de técnicas estadísticas como lo es el DDE en los procesos de inyección de plástico. Aunque se ha demostrado efectividad en la aplicación de dichos modelos, aún existe un área de oportunidad derivada de la falta de metodologías estandarizadas u holísticas que se puedan establecer como un marco de referencia en la relación sistemática de las variables de control en los procesos de inyección. El alcance del presente trabajo se sustenta en cinco fases que conjuntan el análisis y la estandarización de métodos y variables para lograr definir los parámetros del proceso de inyección, con el fin de mantener la calidad del producto, cumplir las especificaciones, conservar la capacidad y estabilidad del proceso. Aunque hoy en día la tecnología de la inyección de plástico es muy avanzada. La necesidad de definir parámetros óptimos de proceso siempre será inherente una vez que se lleva a la práctica real o aplicación el proceso de inyección. En su proyecto “Metodología para problemas de moldeo de plástico en partes con superficie clase A” desarrollado en la Universidad Autónoma de Cd. desarrolló un modelo causal en un proceso de moldeo de doble disparo con un enfoque de diseño y se mejoraron los parámetros de proceso de tiempo, temperatura y velocidad tangencial, se utilizó un (DOE) diseño de experimentos factorial que fue clave para mejorar la calidad de las piezas moldeadas a un 90%. (Señorans Gorga, 2018). Estudios como el anterior y la presente investigación, ofrecen una clara referencia de un algoritmo de innovación tecnológica en la toma de decisiones y resolución de problemas de aplicación en relación al área de oportunidad mencionada en el control del proceso y a su alta efectividad en las exigencias de la industria automotriz.

Materiales y Métodos

Análisis de Varianza & Terminología Experimental.

Actualmente la estadística en la industria es una práctica que ha adquirido mayor relevancia en la Industria. Actualmente, es común realizar experimentos y pruebas con el fin de comprobar una idea y resolver un problema; el querer saber que material es mejor para un componente o si el diseño propuesto cumple con los requerimientos establecidos (Almaguer Crespo & Edgar, 2022). Las industrias utilizaban limitadamente las técnicas estadísticas avanzadas de experimentación, principalmente por el hecho de estar condicionados al conocimiento de estrategias primitivas, normalmente menos eficientes. Las condiciones del entorno actual permiten la aplicación de métodos y herramientas más asertivas que día a día en base a los resultados experimentales, comprueban los beneficios de su uso. La aplicación de las técnicas estadísticas como el DDE en los procesos de inyección, es una de esas prácticas que cada día se vuelve más común, debido a que el resultado en la salida del proceso (componente) puede cambiar gracias a la cantidad de variables que se manejan. El diseño de experimentos es esencialmente una estrategia para la planificación de experimentos de manera tal que las conclusiones relevantes sean alcanzadas en forma eficiente y económica. Identificación de parámetros que influyen el proceso de inyección se han estudiado mediante el uso de Diseño de Experimentos, dando como resultado la selección de los parámetros que

tienen mayor influencia en este proceso (Todorov et al., 2025).

El diseño de experimentos completo factorial ha mostrado ser útil para la optimización de parámetros como el tiempo de enfriado, temperatura de fundición, temperatura de moldeo y tiempo de presión en los procesos de inyección de plásticos para la simulación de la resistencia de las piezas (Moayyedian et al., 2024).

El análisis de varianza es una técnica estadística cuyo objetivo principal es el análisis de los datos experimentales. La varianza es la dispersión de un conjunto de datos que se puede analizar mediante el método análisis de varianza (ANOVA) en el DDE. Es precisamente lograr la separación de la variación total en cada una de las partes, factores o fuentes de variación del experimento. La meta es comparar las medias de los factores para poder concluir si alguno de los mismos está ocasionando influencia directa en la variable de respuesta (Hartono & Akbar Pratama, 2025).

La ANOVA se ha usado para el control de calidad en piezas generadas por procesos de inyección, como para identificar las variables que generan deformaciones en las piezas durante el proceso de inyección (Chen et al., 2023).

En este trabajo se presenta la implementación de un diseño de experimentos factorial completo 2k en el proceso de inyección de canaletas automotrices. Primeramente, se definieron los factores involucrados (Tiempo de Inyección, Temperatura de Cañón, Tiempo de Dosificación, Tiempo de Enfriamiento y Temperatura del molde) con sus niveles correspondientes. Posteriormente, se realizó el DDE ejecutando las corridas experimentales acorde al principio de aleatorización, y finalmente con base al análisis de varianza (ANOVA), se ajustaron los parámetros para la inyección de las piezas (Canaletas). De esta manera, se descartó la hipótesis nula "H_0" y se valida la hipótesis alternativa "H_1" la cual refiere que hay un efecto significativo entre las variables que interactúan.

Taxonomía de los Diseños Experimentales

La aplicación apropiada del DDE depende en un 80% de la selección adecuada del modelo experimental. Acorde a la autoría de Gutiérrez Pulido en su libro "Análisis y Diseño de Experimentos 2" el autor redacta que existen cinco aspectos que son la base medular para la correcta selección y ejecución de un DDE.

1. El objetivo del experimento.
2. El número de factores a estudiar.
3. El número de niveles que se prueban en cada factor.
4. Los efectos que interesa investigar (relación factores-respuesta).
5. El costo del experimento, tiempo y precisión deseada.

En resumen, el objetivo del experimento se utiliza como un criterio general de clasificación de los diseños experimentales, mientras que los otros cuatro puntos son útiles para subclasificarlos (Gutiérrez Pulido, 2008).

Diseños Experimentales Factoriales, Fraccionados y completos 2k

El DDE es una técnica de estadística aplicada, que consiste en la planeación, ejecución y análisis de pruebas experimentales con el objetivo de proporcionar respuestas y/o soluciones a las interrogantes del proceso. Los diseños factoriales, son una parte de la taxonomía del DDE. Estos modelos por su parte tienen la principal característica de ser o adaptarse a condiciones en las cuales el costo de las corridas experimentales (Aspecto medular del DDE) puede ser una restricción

para su aplicación. En otras palabras, la configuración del diseño que se realiza se fundamenta en los tratamientos de un diseño factorial completo con la intención de estudiar el efecto de los factores en la variable de respuesta ejecutando menos corridas experimentales.

Para entender la concepción del DDE, es necesario iniciar con las definiciones teóricas de lo que implica la teoría experimental. La unidad experimental; será siempre el resultado físico palpable del experimento en el cual se plasmará la salida de los niveles y factores del experimento. Dicho lo anterior se puede categorizar que los factores como controlables y no de controlables. Los primeros, refieren a aquellas variables del proceso que pueden ser definidas y trabajadas a un nivel específico. A los factores controlables también se les llama variables de entrada, condiciones de proceso, variables de diseño, parámetros del proceso, las "x" de un proceso o simplemente factores (Gutiérrez Pulido, 2008). Los factores no controlables, también son conocidos como factores o señales de ruido. Como su nombre lo estipula, son parámetros del proceso que no se pueden fijar o ser definidas a un nivel especificado durante la ejecución del experimento.

Se denomina Niveles a los valores que pueden ser alcanzados por los factores dentro del experimento. Por otro lado, se conoce como Puntos de diseño o Tratamientos a la combinación generada entre los factores o parámetros del proceso. Dentro del DDE se tiene la posibilidad de generar el Error experimental, el cual es el resultado de la condición humana del experimentador al momento de planear y ejecutar el experimento. Por último, pero no menos importante, el Error aleatorio del DDE surge naturalmente de la variación del proceso, y de la interacción de los factores no estudiados.

La Tabla 1 muestra el modelo básico del ANOVA. En la primera columna se compilan los factores a analizar, los cuales son identificados como aquellos que deben de ser controlados para eliminar la variación. Seguido de ello la suma de cuadrados refiere a la cantidad que cada una de las fuentes de variación atribuye a la variación total, sean estas independientes o al entrar en interacción.

En la tercera columna están los grados de libertad, estos comprenden la diferencia bajo la cual los datos pueden ser analizados bajo la varianza, y en ese sentido, la varianza estimada es la media estadística que muestra la dispersión de los datos comparados con un promedio. Por último y más importante, el valor F, el cual es el estadístico que evalúa la discriminación entre los diferentes grupos para poder concluir si son o no significativas.

Tabla 1. Análisis de varianza (ANOVA) para el modelo básico.

Fuente de Variación	Suma de Cuadrados	Grados de Libertad	Cuadrado Medio	F_0
Tratamientos A	SS_A	$a-1$	$MS_A = \frac{SS_A}{a-1}$	$F_0 = \frac{SS_A}{MS_E}$
Tratamientos B	SS_B	$b-1$	$MS_B = \frac{SS_B}{b-1}$	$F_0 = \frac{SS_B}{MS_E}$
Interacción	SS_{AB}	$(a-1)\,(b-1)$	$MS_E = \frac{SS_E}{(a-1)\,(b-1)}$	$F_0 = \frac{SS_{AB}}{MS_E}$
Error	SS_E	$ab\,(n-1)$	$MS_T = \frac{SS_T}{ab\,(n-1)}$	
Total	SS_T	$abn-1)$		

Métodos experimentales

Definición y Codificación de Variables.

Para el problema o caso de estudio, se definió la característica de calidad, es decir se definió la variable de respuesta del modelo la cual traduciría los resultados de cada corrida experimental. La variable fue seleccionada por su relación directa con la condición de apariencia del componente. Posteriormente, con ayuda de los expertos del proceso, se definieron los factores que influían directamente en el comportamiento de la variable de respuesta (Tabla 2). Con los factores definidos se desarrolló la estructura del DDE. Para efectos prácticos de la ejecución del experimento, se implementó la codificación correspondiente en base a la nomenclatura de "Yates".

Tabla 2. Factores que influyen en la variable de respuesta.

Factor	Nombre	Unidad	Tipo	Subtipo	Mínimo	Máximo	Low	High
A	Tiempo de Inyección	Seg	Numérica	Continuo	19,34	19,38	"-1"	"+1"
B	Temperatura de Cañón	C°	Numérica	Continuo	250,6	251,6	"-1"	"+1"
C	Tiempo de Dosificación	Seg	Numérica	Continuo	8,12	9,27	"-1"	"+1"
D	Tiempo de Enfriamiento	Seg	Numérica	Continuo	53,04	53,2	"-1"	"+1"
E	Temperatura de molde	C°	Numérica	Continuo	259,6	260,2	"-1"	"+1"

Etapa Preliminar: Planteamiento de la hipótesis del modelo experimental.

Para resumir el resultado del modelo o diseño factorial, se plantearon 2 hipótesis que evaluaron la importancia de las variables tratadas en el modelo factorial completo. La prueba de hipótesis en el modelo DDE 2k fue la siguiente:

$$\boldsymbol{H_0} = \textit{No hay efecto significativos entre las variables.}$$
$$\boldsymbol{H_1} = \textit{Hay efecto significativos entre las variables.}$$

Etapa de Planeación y Ejecución: Realizar las corridas experimentales.

Para este estudio se utilizó un diseño factorial completo 25-1 No replicado sin bloques. Se llevaron a cabo 32 corridas experimentales de manera aleatorizada haciendo uso del software estadístico Desing Expert ® (Tabla 3). Cada uno de los resultados de las corridas fue registrado según las predisposiciones de la corrida.

Tabla 3. Corridas Experimentales.

Orden Std	Corrida	Factor 1 Tiempo de Inyección	Factor 2 Temperatura de Cañon	Factor 3 Tiempo de Dosificación	Factor 4 Tiempo de Enfriamiento	Factor 5 Temperatura del Molde	Peso (grms)
1	1	-1	-1	-1	-1	-1	63,3
10	2	1	-1	-1	1	-1	63,2
24	3	1	1	1	-1	1	95,62
12	4	1	1	-1	1	-1	59,41
15	5	-1	1	1	1	-1	75,68
6	6	1	-1	1	-1	-1	97,24
31	7	-1	1	1	1	1	79,17
3	8	-1	1	-1	-1	-1	57,05
8	9	1	1	1	-1	-1	90,76
25	10	-1	-1	-1	1	1	36,96

21	11	-1	-1	1	-1	1	55,3
11	12	-1	1	-1	1	-1	32,09
16	13	1	1	1	1	-1	79,13
30	14	1	-1	1	1	1	71,43
17	15	-1	-1	-1	-1	1	66,17
13	16	-1	-1	1	1	-1	71,58
14	17	1	-1	1	1	-1	79,44
19	18	-1	1	-1	-1	1	60,4
18	19	1	-1	-1	-1	1	36,98
29	20	-1	-1	1	1	1	71,95
28	21	1	1	-1	1	1	57,05
27	22	-1	1	-1	1	1	32,09
20	23	1	1	-1	-1	1	37,65
22	24	1	-1	1	-1	1	93,69
32	25	1	1	1	1	1	71,58
4	26	1	1	-1	-1	-1	40
5	27	-1	-1	1	-1	-1	61,15
2	28	1	-1	-1	-1	-1	47,06
26	29	1	-1	-1	-1	1	56,12
7	30	-1	1	1	-1	-1	55,36
23	31	-1	1	1	-1	1	49,3
9	32	-1	-1	-1	1	-1	38,59

Discusión de Resultados

Bajo un enfoque de estadística inferencial básica. El diagrama de cajas (Figura 1) nos muestra que la variable de respuesta “Peso” presenta un promedio de 61,95gr con respecto a un rango de 32.09gr hasta un máximo de 97.24gr a la interacción completa de los cinco factores en las diferentes combinaciones de niveles “Alto/Bajo”. En conclusión, este rango experimental representa el amplio espectro de control que se logró con el DDE para controlar la variación del material fundido dentro de la cavidad del molde durante las fases de la inyección con la interacción de los principales parámetros.

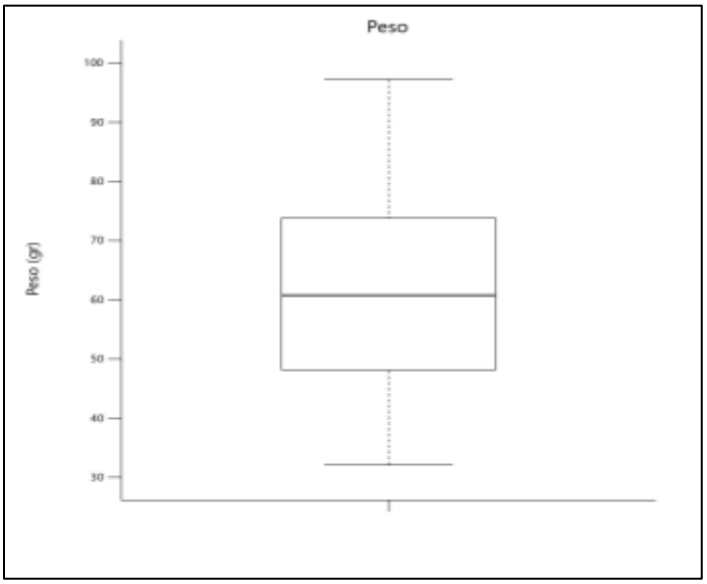


Figura 1. Gráfica de caja de peso de pieza plástica.

Por otro lado, el Histograma de frecuencias (Figura 2), nos presenta los diferentes grupos o categorías de resultado de las 32 corridas experimentales realizadas. Como se observa la categorización de la variable de respuesta se encuentra dentro del rango previamente mencionado, 32.09gr hasta 97.24gr. Desde lenguaje técnico de la inyección científica y la física de los polímeros, y en específicamente en este experimento. Las variaciones en el peso pueden representar diferentes "defectos" como resultado de la variación del volumen fundido dentro de la cavidad. En otras palabras, pesos menores o cercanos a 32.09gr al momento de la contracción, podrían ocasionar condiciones de fallas de llenado de material, lo que es comúnmente conocido como "Shot short" o "Disparo corto". Por otro lado, masas muy cercanas a 97.24 impactan en la compactación afectando características como dimensión e incluso dando origen a defectos como "Rebabas".

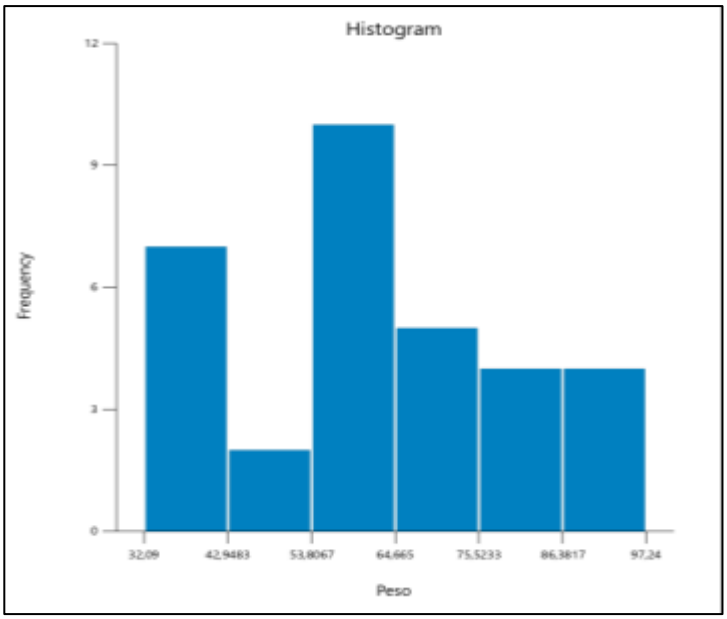
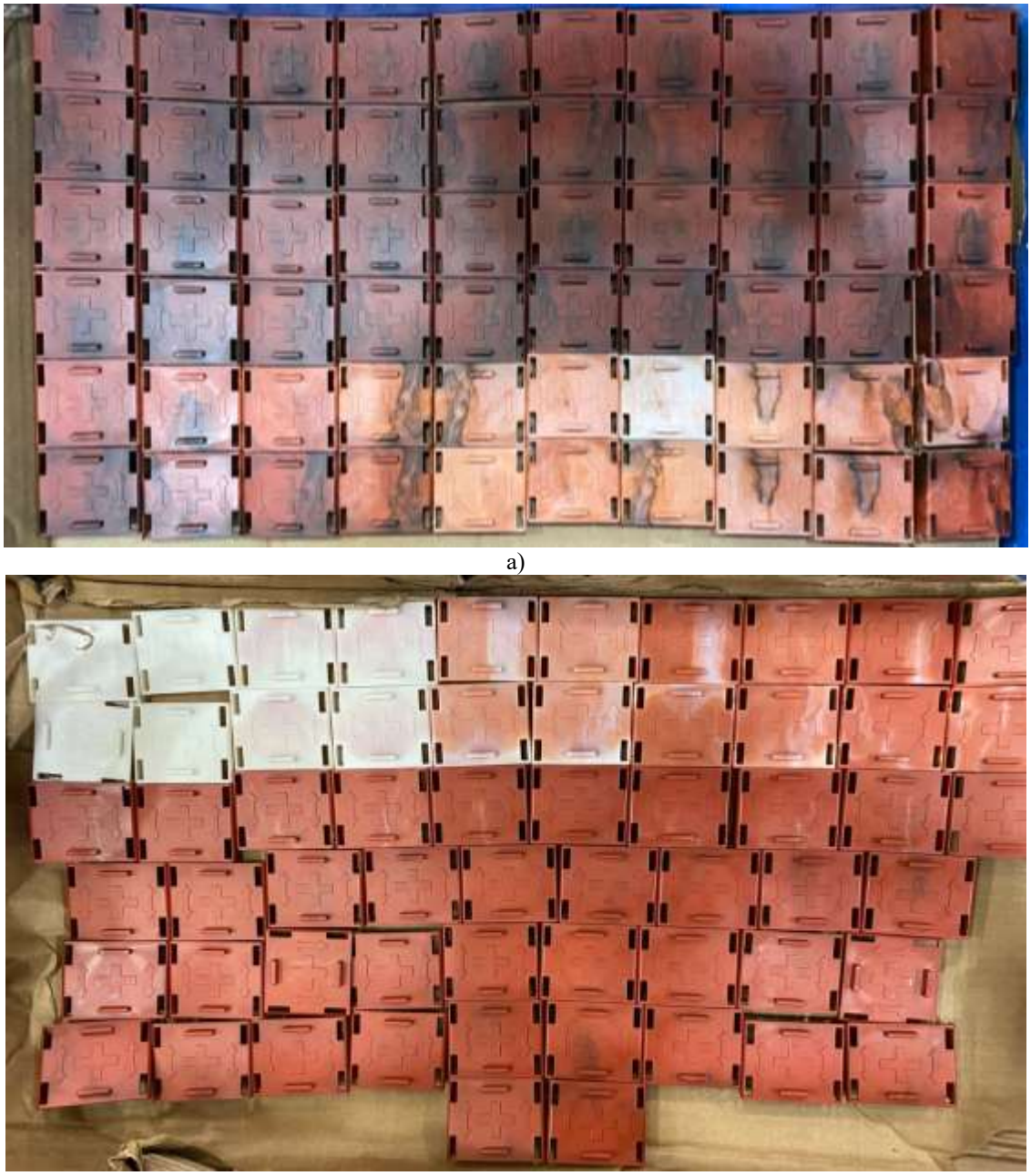


Figura 2. Histograma de distribución de peso acorde a las 32 corridas del DDE.

La Figura 3 muestra el resultado de algunas corridas aleatorias como sustento de la ejecución experimental. Como se puede observar, la variación de color de la pieza surge de la interacción de los factores y niveles a la variable de respuesta (Color). El hallazgo clave del presente estudio se encuentra en el nivel de significancia de impacto estadístico $P< 0.0001$ de las interacciones de orden doble y tripe de los factores tiempo de inyección (A), tiempo de dosificación (C) y el tiempo de enfriamiento (D).

Al realizar una revisión de contraste con diferentes fuentes de literatura referidas a la aplicación industrial del DDE, los resultados de la Figura 4 coinciden en los enfoques actuales de la implementación de métodos estadísticos aplicando técnicas del DDE en entornos de manufactura real como lo describes el autor Horacio Napolitano en su artículo Industria y Química (Napolitano, 2021).



a)

b)

Figura 3. a) y b) Road map de resultados de las 32 corridas experimentales.

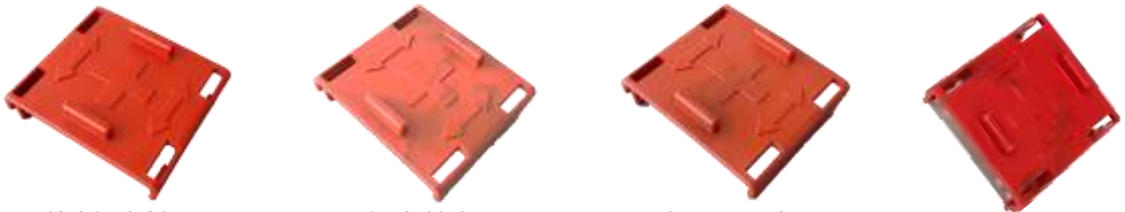
Etapa de Análisis: Aplicación del ANOVA.

El análisis de varianza permitió de manera preliminar determinar los efectos más importantes que tuvieron una influencia directa en la variable de respuesta. Acorde al nivel de confianza estadístico el modelo presenta un valor P considerablemente bajo ($P<0.0001$). Esto refiere a que la probabilidad del error del modelo es menor al 0.01%, lo cual supera el nivel de confianza del 95% ($\alpha = 0.05$) para determinar los efectos significativos que influenciaron la variable de respuesta (Tabla 4).

Tabla 5. Resultados del diseño de experimentos factorial completo (ANOVA).

ANOVA	Suma de Cuadrados	gl	Cuadrado medio	F-Valor	p-Valor	
Modelo	10450,17	4	2612,54	153,65	< 0.0001	sign
A-Tiempo de Inyección	905,46	1	905,46	53,25	< 0.0001	
C-Tiempo de Dosificación	5362,85	1	5362,85	315,41	< 0.0001	
AC	689,88	1	689,88	40,57	< 0.0001	
ACD	3491,97	1	3491,97	205,38	< 0.0001	
Residual	459,07	27	17,00			
Corrida Total	10909,24	31				

Una vez terminado el análisis ANOVA, se documentó y plasmó los resultados obtenidos, interpretando los valores paramétricos estadísticos y logrando así concluir el experimento con el mejor tratamiento de factores en sus correspondientes niveles. Resultado del diseño experimental DDE-2k: El resultado final del experimento demostró que el control en los tres factores con significancia en el modelo (tiempo de inyección (A), tiempo de dosificación (C) y el tiempo de enfriamiento (D). Son los principales contribuyentes para la conservación de la característica de calidad. Los factores en control producen una pieza de peso de entre 54.76-64.65 g, la cual tendrá la condición optima de calidad visual. Es decir, no se presenta contaminación (Figura 4a). Si los factores que influyen el proceso de inyección no se ajustan de acuerdo con lo obtenido en el DEE, el peso de la pieza fluctuará y se obtendrán piezas con pesos diferentes y como consecuencia visualmente con defectos (Figura 4 a, b, c y d).



42.94-53.80 g a) | 54.76-64.65 g b) | 65.55-75.52 g c) | <76 g d)

Figura 4. a) Calidad visual optima utilizando los parámetros obtenidos con el DEE, b), c) y d) ejemplos de piezas con defectos visuales.

Con un coeficiente de determinación de R^2=0,9579 indica que el 95.79% del resultado o comportamiento de la variable de respuesta puede ser explicada por el ANOVA factorial completo tras la interacción de dichas variables y solo el restante 4.21% representa la incertidumbre o el error.

Al evaluar el coeficiente de determinación ajustado (R^2), el cual refiere un resultado del R^2=0,9517 donde se limita la aportación de aquellas variables que no representan un porte significativo al modelo, se puede afirmar que el 95.17% expresa el comportamiento directo de la variable independiente, es decir que se tuvo una disminución del 0.62% el cual indica el sesgo de las variables evaluadas. Por otro lado, al evaluar el coeficiente de determinación de predicción se obtiene un resultado del

R^2=0,9409 equivalente el 94.09% el cual nos indica que el modelo estadístico presentado es capaz de predecir los datos con una confiablidad del 94.09%, es decir que nuevos datos del modelo actual podrían ser capaces de ser analizados.

Conclusiones

Los resultados obtenidos en esta investigación concluyen que el cumplimiento de la característica de calidad depende de una sincronización exitosa entre el tiempo de Inyección y tiempo de Dosificación como principales factores. En otras palabras, se pueden definir como los parámetros claves del proceso de inyección. Con el modelo DDE Factorial Completo fue posible mediante la aplicación estadística poder desarrollar una estrategia completiva tanto técnica como económica que logró mantener la estabilidad del proceso de inyección, preservar la eficiencia operativa y desarrollar un impacto tecnológico.

La correlación estadística de los factores identificados en el ANOVA tiene una relación directa con el comportamiento físico/químico del polímero durante las fases del ciclo de inyección. Las conclusiones son las siguientes. En base a los resultados del análisis de varianza, se determinó concluyentemente que el Tiempo de Dosificación (Factor C) ejerce la influencia mayor sobre el proceso, al presentar valores ($F = 315.41$) y ($p < 0.0001$). En terminós del moldeo cientifico, se controla la viscosidad y densidad volumentrica del polimero fundido antes de la fase de llenado. Por otro lado, la interacciòn de los factores ACD con valores ($F = 205.38$) y ($p < 0.0001$) demuestra la fortaleza de una conjunción de caracterìsitcas termomecánicas entre el Tiempo de Inyección (A) la Dosificación (C) y el Tiempo de Enfriamiento (D). Esto genera que pueda lograrse un control y estabilidad la tranferecia de masa de la unidad de inyección hacia la cavidad del molde. Fijando una ventana operativa de peso de 54.76 g y 64.65 g que se traduce en piezas de calidad y sin defecto. Logrando asi una optimización significativa del proceso, sustentando estadísticamente las interacciones de alto orden que asocian las variables significativas del proceso.

Esta optimización y aportación tecnológica transciende y se consolida en un resultado físico y sustentado de manera financiera garantizando un ahorro estimado en 153,568 USD/Año. Desde el eje científico y de investigación, se aporta un modelo estadístico controlado, el cual remplaza la ejecución empírica en el proceso de inyección por una ejecución científica asegurando el cumplimiento de las especificaciones del producto y la viabilidad económica en un sector de gran importancia y competitividad como lo es el sector automotriz. Es importante mencionar que al tratarse de un DOE fraccionado completo, se da prioridad a la eficiencia experimental por lo que la validez matemática y estadìstica del enfoque propuesto se encuentra respaldada por un coeficiente de determinación ajustado (R^2 = 95.17%) y un sobresaliente coeficiente de predicción (R^2 de predicción = 94.09%). Ademas el valor P que interpreta la probabilidad del error del modelo es menor al 0.01%, lo cual supera el nivel de confianza del 95% ($\alpha = 0.05$). El área de oportunidad en realizar corridas experimentales más completas no es necesario, con ello se garantiza que la muestra es estadisticamente significativa. Finalmente, las variables externas como lo es el lote de material, desgaste del molde o humedad, representan una fuente de variación exógenas que pueden, aunque mínimas, ocasionar variación. En ese sentido es de suma importancia aplicar y replicar la metodología de las cinco fases validadas en el presente trabajo con las mismas premisas y así lograr y garantizar una solución viable en el control y estabilidad de los procesos de inyección.

Referencias

Almaguer Crespo, B. A., & Edgar, C. F. (2022). Métodos de Muestreo para la Optimización de Diseño de Experimentos. *Memorias del Congreso Internacional de Investigación Academia Journals Celaya, 14*(9), 39-44.

Chen, J., Cui, Y., Liu, Y., & Cui, J. (2023). Design and Parametric Optimization of the Injection Molding Process Using Statistical Analysis and Numerical Simulation. *Processes, 11*(2), 414. https://doi.org/https://doi.org/10.3390/pr11020414

Gutiérrez Pulido, H. (2008). *Análisis y diseño de experimentos.* México: McGRAW-HILL/INTERAMERICANA.

Hartono, M., & Akbar Pratama, F. (2025). The Effect of Injection Pressure and Injection Temperature in The Compression Moulding Process on Flashing Defects of Shoulder Product. *Logic: Jurnal Rancang Bangun dan Teknologi, 25*(1), 13-18. https://doi.org/https://doi.org/10.31940/logic.v25i1.13-18

Heira, V. B., & Ximena , C. G. (2022). La industria automotriz y de autopartes en México. *XXVII Verano De la Ciencia*, 1-10.

Hernández-Vega, J., Reynoso-Guajardo, L., Gallardo-Morales, M., Macias-Arias, M., Hernández , A., de la Cruz, N., Soto-Soto, J., & Hernández-Santos, C. (2024). Plastic injection molding process analysis: Data integration and modeling for improved production efficiency. *Applied Sciences, 14*(22), 10279. https://doi.org/https://doi.org/10.3390/app142210279

Kariminejad, M., Tormey, D., Ryan, C., O'Hara, C., Weinert , A., & McAfee, M. (2024). Single and multi-objective real-time optimisation of an industrial injection moulding process via a Bayesian adaptive design of experiment approach. *Scientific Reports, 14*(1), 29799. https://doi.org/https://doi.org/10.1038/s41598-024-80405-2

Moayyedian, M., Chalak Qazani, M., Jourabchi Amirkhizi, P., Asadi, H., & Hedayati-Dezfooli, M. (2024). Multiple objectives optimization of injection-moulding process for dashboard using soft computing and particle swarm optimization. *Sci Rep, 14*, 237267. https://doi.org/https://doi.org/10.1038/s41598-024-62618-7

Napolitano, H. (2021). Diseño de Experimentos. *INDUSTRIA & QUIMICA*, 62-78.

Raymundo M., C. V., & Germán A., C. O. (2023). Impacto de la industria automotriz en el desarrollo del Bajío en México. *Problemas del desarrollo, 54*(213), 31-71. https://doi.org/https://doi.org/10.22201/iiec.20078951e.2023.213.69963

Señorans Gorga, L. J. (2018). *Análisis del proceso de moldeo por inyección utilizando un software comercial.* Bonaerense de Mar del Plata: Creative Commons.

Silva, R., & Arciniega , A. (24 de Abril de 2021). Nueva Forma de Organización de la Producción en la Industria

Automotriz en México: Modelo Flexible y Redes de Empresas. *Espacio y Desarrollo, 36*, 49-80. https://doi.org/https://doi.org/10.18800/espacioydesarrollo.202002.003

Todorov, T., Todorov, G., & Romanov, B. (2025). Parameter Optimization Using Experimental Design and Statistical Modeling for Injection Molding. *In 2025 International Conference Automatics and Informatics (ICAI)* (pp. 35-40). Varma, Bulgaria: IEEE. https://doi.org/10.1109/ICAI67591.2025.11324749