Revista Internacional de Investigación e Innovación Tecnológica

Página principal: www.riiit.com.mx

Optimización de un proceso de moldeo por inyección con la metodología de superficie de respuesta

Optimization of an injection molding process with the response surface methodology

Amaya-Córdova, H.A., Rodríguez-Picón, L.A.*, Romero-López, R., Pérez-Olguín, I.J.C.

Departamento de Ingeniería Industrial y Manufactura, Universidad Autónoma de Ciudad Juárez, 32310, Ciudad Juárez, Chihuahua, México.

al206503@alumnos.uacj.mx; luis.picon@uacj.mx*; rromero@uacj.mx

Innovación tecnológica: Búsqueda exhaustiva de defectos, parámetros y niveles para un proceso de moldeo por inyección, que puedan ser considerados para determinar parámetros óptimos. Además, se desarrollan esquemas de optimización considerando diferentes métodos de experimentación.

Área de aplicación industrial: Manufactura.

Recibido: 10 noviembre 2022
Aceptado: 08 noviembre 2023

Abstract

The present research aims to minimize warpage and shrinkage conditions of an injection molding process with the application of the response surface methodology. The CADMOULD simulation software was used to obtain the data. A literature review was done to obtain the levels and parameters that were used in the research**,** obtaining the parameters: mold temperature, melting temperature, cooling time, packing time and injection time, as the most present parameters in research dealing to minimize warpage and shrinkage in an injection molding process. To analyze the parameters, a 2^5 full factorial design, the steepest descent method and a central composite design were used. For the minimization of the conditions to be studied**,** canonical analysis, ridge analysis and multiple variables optimization were used to determine the optimal levels of the selected parameters that minimize the warpage and shrinkage. As a result, the levels for molding temperature of 58.77°C, melting temperature of 245.97°C, cooling time of 31.339 seconds, packing time of 15.746 seconds and injection time of 2.269 seconds were obtained.

Keywords: Response surface, molding, optimization, ridge analysis, canonic analysis, multivariable method.

Resumen

La presente investigación tiene como objetivo minimizar las condiciones de deformación y encogimiento de un proceso de moldeo por inyección con la aplicación de la metodología de superficie de respuesta. Para la obtención de los datos se utilizó el software de simulación CADMOULD. Se realizó una revisión de la literatura para la obtención de los parámetros y niveles que se utilizaron en la investigación, obteniendo los parámetros: temperatura de molde, temperatura de fusión, tiempo de enfriamiento, tiempo de empaque y tiempo de inyección, como los parámetros más presentes en las investigaciones que se encargan de minimizar la deformación y el encogimiento en un proceso de moldeo por inyección. Para analizar los parámetros se utilizó un diseño factorial completo 2^5, el método de descenso más pronunciado y un diseño central compuesto. Para la minimización de las condiciones a estudiar, se utilizó el análisis canónico, análisis ridge y optimización de múltiples variables para la determinación de los niveles óptimos de los parámetros seleccionados que minimicen el encogimiento y deformación. Como resultado se obtuvieron los niveles para temperatura de molde de 58.77 °C, temperatura de fusión 245.97 °C, un tiempo de enfriamiento de 31.339 segundos, un tiempo de empaque de 15.746 segundos y un tiempo de inyección de 2.269 segundos.

Palabras clave: Superficie de respuesta, moldeo, optimización, análisis ridge, análisis canónico, método de múltiple variable.

1. Introducción

El moldeo por inyección es un proceso que es usado frecuentemente para fabricar piezas de plástico, esto por la facilidad que presenta para moldear diferentes geometrías y de que se requiere de poco trabajo de acabado, lo cual implica estabilidad productiva para la fabricación en masa (Vargas, 2017). Una característica importante es que se cuentan con diferentes de parámetros para manipular durante la producción, lo cual puede provocar problemas de calidad (Bharti et al., 2010). Es aquí donde se aplican varias herramientas estadísticas para la solución de problemas, y una de ellas es la metodología de superficie de respuesta (MSR).

Chiang y Chang (2007) realizaron un estudio donde se aplica la MSR para analizar los defectos de calidad de deformación y encogimiento de una parte moldeada por inyección que tiene una característica de carcasa delgada. En el artículo se pudieron identificar los parámetros principales de la máquina que tienen efecto en el proceso con respecto al encogimiento y deformación de la pieza, donde utilizó un diseño central compuesto para el diseño experimental y para encontrar los parámetros de la máquina, se utiliza el método de optimización para aproximación. Se logró obtener una disminución de reducción del 37.8% y 53.8% después del proceso.

Por otra parte, Kurtaran y Erzurumlu (2006) consideraron la MSR para disminuir la deformación de piezas de plástico de carcasa delgada. Para el caso de estudio se determinan los parámetros de las condiciones óptimas y con la MSR se crea un modelo de superficie de respuesta predictivo, donde se buscan los parámetros óptimos del proceso con la interfaz del modelo de superficie y un algoritmo genético.

De igual manera Chen et al. (2009), utilizó la MSR para reducir la variación de las dimensiones de contracción de la parte moldeada de una carcasa delgada. En este caso de estudio se realizó la selección de los parámetros para el proceso de moldeo por inyección y con la MSR se analiza el caso y se obtiene la condición óptima de acuerdo con la función de deseabilidad. Se logran obtener resultados con los experimentos de confirmación donde se calcula el error y se obtiene una deseabilidad de 0.9, lo que significa que se obtuvo la condición óptima del proceso.

Tsai y Tang (2014) analizaron un proceso de moldeo por inyección para determinar la precisión de lentes esféricos ideales. Para lo anterior, se consideran los factores que influencian la presión de los lentes y son identificados con el método Taguchi. También se realiza un modelo de superficie de respuesta y un diseño factorial completo con los factores que se identifican. Se logra la combinación óptima de los parámetros, así como la ventana para el proceso de inyección de moldeo elíptico.

Mathivanan y Parthasarathy (2009), analizó un proceso de moldeo por inyección para obtener predicciones de defectos para la profundidad de un fregadero y sus intensidades en componentes termoplásticos. Con la aplicación de la MSR se desarrolla un modelo matemático no lineal con variables del proceso del moldeo por inyección y se analiza el caso de estudio mediante un diseño de experimentos factorial fraccionario para obtener una proyección inicial de las variables, y se seleccionan las cuatro variables más influenciables y controlables del proceso. Después, se realiza un diseño central compuesto utilizando una simulación de flujo para predecir el modelo no lineal.

Tzeng et al. (2012) analizaron características mecánicas que dependen de las técnicas de moldeo por inyección durante la mezcla de vidrio de fibra corto y compuestos de policarbonato reforzado por politetrafluoroetileno. Se utiliza un método hibrido que incluye una red neuronal de propagación hacía atrás, algoritmo genético y la MSR, con el objetivo de obtener la configuración óptima de los parámetros del proceso de moldeo por inyección.

De igual manera, se tiene la investigación realizada por Jou et al. (2014) , quien busca optimizar la tasa de contracción en el “outer coating” de la fibra óptima para eficientizar la capacidad y distancia de la comunicación y se toman como parámetros la temperatura que se utiliza para la operación y la distancia de aire de enfriamiento. Para el caso de estudio, se aplica el método Taguchi para mostrar las variables que tienen un efecto significativo en la tasa de contracción del “outer coating” de la fibra óptica, así como también utiliza la MSR para obtener un modelo de predicción y optimizar el proceso de inyección de moldeo del “outer coating” del cable de fibra óptica. Se hace una comparativa de ambas metodologías utilizadas y se obtiene como resultado que la MSR es mejor que el método de Taguchi para disminuir la tasa de contracción. Con los resultados obtenidos, se abre la posibilidad de combinar los dos métodos y con esta combinación se definen los parámetros óptimos, donde se logra destacar la eficiencia de la combinación de ambos métodos.

Por otra parte, Wu et al. (2012) plantean un caso de estudio para obtener los parámetros óptimos del proceso para el moldeo de copa de sostén mediante la implementación de la MSR, el cual se elabora mediante un diseño tridimensional usando altas temperaturas y presiones con espuma de poliuretano. Como resultados se logra establecer un modelo de superficie paramétrico 3D para caracterizar la forma del molde de la copa y se logra establecer moldes para diferentes tipos de

tallas y sujetadores, permitiendo así que el proceso de diseño sea simple y que se puedan permitir modificaciones para que lo puedan realizar correctamente.

Wang et al. (2011), aplicaron la MSR para el análisis de los canales de enfriamiento y calentamiento en el modelo de calentamiento rápido en busca de una mayor eficiencia. Con los resultados experimentales se logra mostrar el porcentaje de error de los valores óptimos de las respuestas de los cuales solo se obtuvo 0.84%, 4.7% y 0.15%, lo que indica que la metodología aplicada fue eficiente y se optimizan los canales de calentamiento y enfriamiento del molde.

Kumaravadivel y Natarajan (2013) utilizaron la metodología de Seis Sigma para minimizar los defectos en el proceso de fundición de volante y se propusieron medir el criterio del proceso mediante la investigación de los parámetros de trabajo. Los resultados experimentales se analizan y modelan con la aplicación de la MSR.

Como se menciona, la MSR es apropiada para optimizar parámetros de moldeo. Sin embargo, normalmente en los trabajos publicados la optimización de los parámetros se realiza de manera separada para diferentes características de calidad, por lo que en este artículo se propone realizar la optimización de diferentes características de calidad de manera simultánea, específicamente basado en un esquema de optimización que considera como base la MSR. Para esto se realizó inicialmente una búsqueda exhaustiva en la literatura para identificar parámetros importantes dentro del proceso de modelo por inyección, así como características de calidad. Después se consideró el uso un software de simulación para ilustrar un esquema de optimización basado en una estrategia de experimentación secuencial basada en la MSR. La aportación de este trabajo recae en la identificación de parámetros y características de calidad, así como en la ilustración de la estrategia de optimización.

El resto del documento está organizado de la siguiente manera, en la sección 2 se presenta la metodología propuesta, donde se discute el método que se trabajará en la investigación, así como los materiales utilizados. En la sección 3 se muestran los resultados obtenidos con la aplicación de la metodología en un proceso de moldeo por inyección. En la sección 4 se presenta la discusión, en donde se presentan puntos importantes sobre los resultados obtenidos, así como la interpretación de resultados. Por último, en la seccione 5 se presentan las conclusiones de acuerdo con los resultados obtenidos.

2. Metodología

En esta sección se presentan los materiales con los que se trabajó en la investigación, así como la MSR. También se describen las herramientas estadísticas que se utilizaron para la realización de los experimentos, así como los métodos de optimización.

2.1 Materiales.

Para la elaboración de la presente investigación se utilizaron varios materiales que serán necesarios para llegar al objetivo de optimización. Entre ellos están:

- Minitab: para el desarrollo de los esquemas de experimentación, así como el análisis de los resultados de cada experimento.
- R: se requiere para el análisis de múltiples variables. Se realizará el análisis ridge y canónico en este software. También se hará uso del paquete Rsolnp, el cual se utiliza para la programación no lineal que es requerida para la optimización de múltiples respuestas.
- CADMOULD: se utiliza para realizar las corridas de simulación del caso de

estudio. También se aplicarán los parámetros con sus niveles óptimos para comprobar la optimización del experimento. La figura 1 muestra la pieza considerada para el experimento.

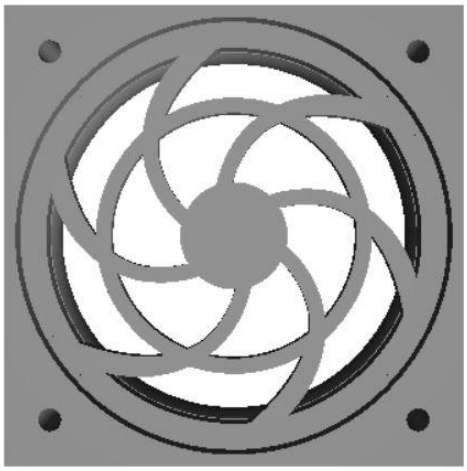


Figura 1. Pieza para la simulación.

2.2 Metodología de superficie de respuesta.

La MSR, es conocida por ser un grupo de técnicas estadísticas y matemáticas que sirven para el análisis de problemas en la que se encuentran varias variables y su finalidad es optimizar la respuesta localizando la configuración que logre minimizar o maximizar la respuesta predicha (Khuri, 2006; Montgomery, 2013). En la figura 2, se tiene el diagrama de la MSR, donde se muestran las herramientas que se utilizaron para esta investigación. El diseño factorial 2^k se basa en ejecutar todas las combinaciones de corridas en los niveles ±1 de los factores codificados y su construcción consiste en orden estándar que es escribir las celdas 2^{j-1} con "-1", seguido de celdas 2^{j-1} con "+1" en cada columna (del Castillo, 2007). Esta herramienta se utiliza en esta investigación para una investigación inicial, que ayude a identificar los parámetros que tienen efecto significativo en la respuesta.

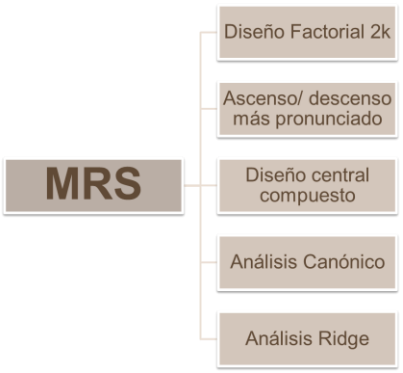


Figura 2. Estructura secuencial de la metodología de superficie de respuesta.

Por otra parte, cuando la respuesta obtenida de experimentos individuales sigue mejorando se debe realizar experimentos adicionales a lo largo del camino, y cuando la respuesta de esos experimentos no vuelve a mejorar se deben realizar experimentos de superficie de respuesta de segundo orden o para localizar las condiciones óptimas, a lo cual este proceso es llamado método de ascenso/descenso más pronunciado (Lawson, 2015). Dentro de la investigación se utilizará el método de descenso más pronunciado, ya que se busca disminuir las respuestas del encogimiento y deformación dentro del proceso de moldeo por inyección. Para este método, se define el valor natural $\Delta\xi_i$ y el valor codificado Δx_i para el valor absoluto de los coeficientes codificados con mayor magnitud con la Ec. (1).

$$\Delta x_i = \frac{\Delta\xi_i}{R_i/2} \qquad (\boldsymbol{Ec.1})$$

Donde R es el rango que hay entre los niveles factoriales seleccionados de los parámetros. Después, se obtiene el valor natural para los parámetros restantes con la Ec. (2). Este método será utilizado para encontrar los nuevos niveles que se utilizan para la realización del diseño central compuesto.

$$\Delta\xi_i = \Delta x_i * \frac{R_i}{2} \qquad (\boldsymbol{Ec.2})$$

El diseño central compuesto está conformado por un diseño factorial 2^k, con n corridas factoriales, 2^k corridas axiales o de estrella y n corridas centrales, por lo que es un diseño adecuado para adaptarse al modelo de segundo orden, y hay dos parámetros que se deben especificar en el diseño (Montgomery, 2013). Este diseño se utiliza en la investigación para obtener el modelo de segundo orden que será ajustado con el análisis Ridge y análisis canónico.

El análisis canónico es una técnica de optimización para analizar modelos de segundo orden, específicamente para analizar una región experimental con mayor amplitud con la intención de encontrar un punto óptimo que posiblemente se encuentre dentro de dicha región (Gutiérrez Pulido & de la Vara Salazar, 2009). Para la investigación se aplica el análisis canónico para obtener la predicción de la respuesta y los niveles de los factores en el punto estacionario. El análisis canónico está representado por la Ec. (3).

$$x_s = -\frac{1}{2}B^{-1}b \qquad (\boldsymbol{Ec.3})$$

El análisis ridge tiene como finalidad de anclar el punto estacionario dentro de la región experimental, mientras que el resultado obtenido del análisis es el conjunto de coordenadas de los máximos o mínimos con la respuesta predicha (Myers et al., 2009). Este análisis se aplica para obtener la respuesta óptima y está representado por la Ec. (4).

$$(B - \mu I)x = \frac{-b}{2} \qquad (\boldsymbol{Ec.4})$$

La optimización de múltiples variables es utilizada para optimizar n características de manera simultánea. En la Ec. (5) se observan las restricciones donde $f(x)$ es la función objetivo, mientras $h(x)$ es la función que está dentro de las restricciones donde se definen sus niveles superior e inferior. Las x representan un conjunto de factores que se consideraron dentro del esquema de experimentación, donde l_h y U_h es el rango de experimentación que están definidos por los axiales utilizados en el diseño central compuesto.

$$\begin{gathered} \min f(x) \\ s.a. \\ l_h \leq h(x) \leq U_h \\ l_x \leq x \leq U_x \end{gathered} \qquad \textbf{(Ec. 5)}$$

3 Resultados

Para la primera fase de la metodología se realizó una búsqueda exhaustiva de literatura para identificar las condiciones que son más frecuentes dentro del proceso de moldeo por inyección. Como se puede observar en la figura 3, se muestran las condiciones que se observaron en la literatura. Las condiciones observadas fueron: disminución de las partes por millón (PPM) (Morales & Garambullo, 2017), variación de las características mecánicas (Tzeng et al., 2012), predicción de profundidades de hundimiento (Mathivanan & Parthasarathy, 2009), reducción de costos de producción (Wu et al., 2012), forma óptica de precisión de lentes esféricos (Tsai & Tang, 2014), tasa de contracción (Jou et al., 2014), enjambre de partículas contenidas (G. Wang et al., 2011), encogimiento (Chen et al., 2009b; Nasir et al., 2016; Ramakrishnan & Mao, 2016; R. Wang et al., 2013), deformación (Gao & Wang, 2008; Kurtaran & Erzurumlu, 2006b; Morales Almendares et al., 2020; Shi et al., 2013; Zhang et al., 2009) y, encogimiento y deformación (Barghash & Alkaabneh, 2014; Chiang & Chang, 2007b; Hakimian & Sulong, 2012; Jayanarayanan et al., 2006; Kang, 2014; Liao et al., 2004; Mukras et al., 2019; Oktem et al., 2007; Oliaei et al., 2016; Othman et al., 2017; Zhao et al., 2022).

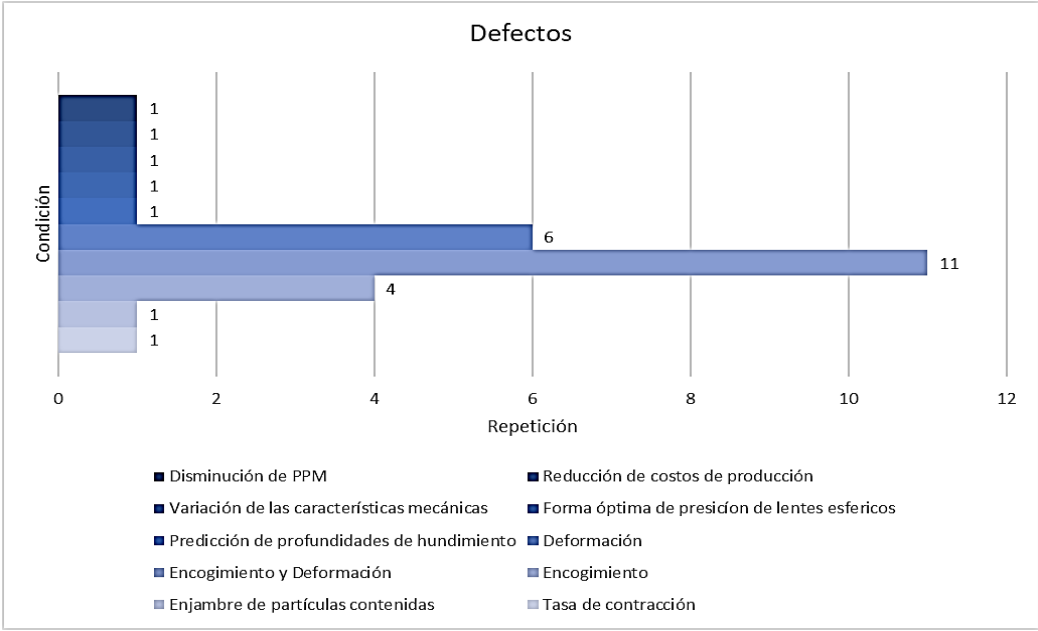


Figura 3. Defectos encontrados en literatura.

Con los resultados obtenidos se concluyó que las condiciones de encogimiento y deformación son las más comunes dentro del proceso de moldeo por inyección. Después, se determinaron los parámetros que son utilizados al momento de optimizar ambas características de interés dentro del moldeo por inyección. En la figura 4, se enlistaron los parámetros que se encontraron en la literatura.

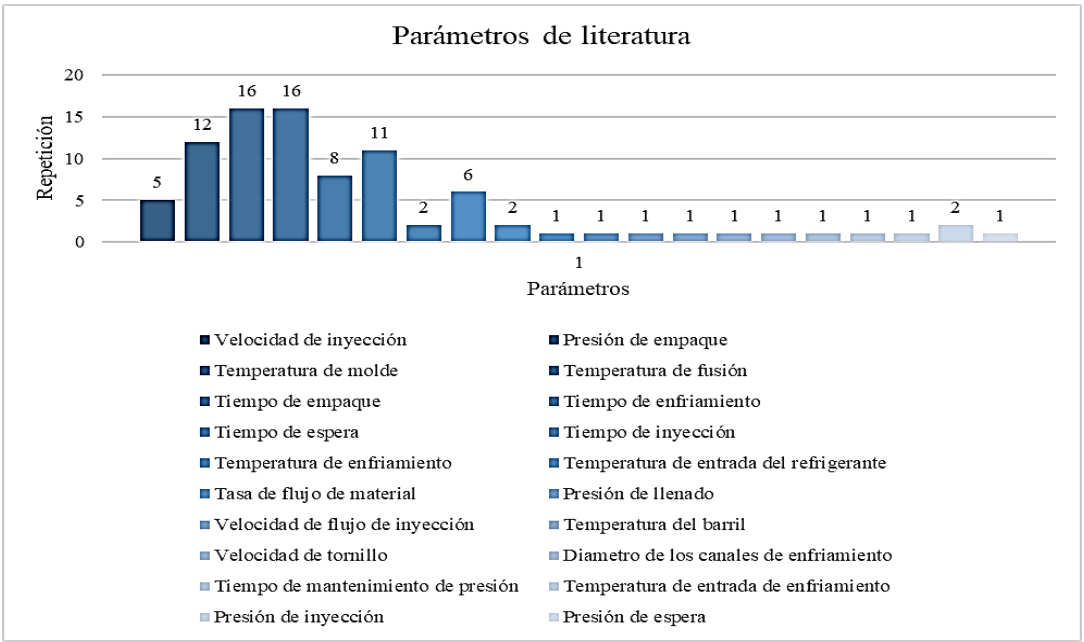


Figura 4. Parámetros de literatura para encogimiento y deformación.

Los parámetros que se encontraron fueron: temperatura de molde (Barghash & Alkaabneh, 2014; Chen et al., 2009a; Chiang & Chang, 2007a; Gao et al., 2008; Gao &

Wang, 2008; Hakimian & Sulong, 2012; Jayanarayanan et al., 2006; Kurtaran & Erzurumlu, 2006a; Liao et al., 2004; Mukras et al., 2019; Oktem et al., 2007; Ramakrishnan & Mao, 2016; Shi et al., 2013; R. Wang et al., 2013; Zhang et al., 2009; Zhao et al., 2022), temperatura de fusión (Barghash & Alkaabneh, 2014; Chen et al., 2009a; Gao et al., 2008; Gao & Wang, 2008; Hakimian & Sulong, 2012; Kurtaran & Erzurumlu, 2006a; Liao et al., 2004; Mukras et al., 2019; Nasir et al., 2016; Oktem et al., 2007; Oliaei et al., 2016; Ramakrishnan & Mao, 2016; Shi et al., 2013; R. Wang et al., 2013; Zhang et al., 2009; Zhao et al., 2022) , tiempo de enfriamiento (Chiang & Chang, 2007a; Gao et al., 2008; Hakimian & Sulong, 2012; Jayanarayanan et al., 2006; Kang, 2014; Kurtaran & Erzurumlu, 2006a; Mukras et al., 2019; Nasir et al., 2016; Ramakrishnan & Mao, 2016; R. Wang et al., 2013; Zhao et al., 2022), tiempo de empaque (Chiang & Chang, 2007a; Hakimian & Sulong, 2012; Kang, 2014; Kurtaran & Erzurumlu, 2006; Mukras et al., 2019; Oliaei et al., 2016; Ramakrishnan & Mao, 2016; Shi et al., 2013) y tiempo de inyección (Barghash & Alkaabneh, 2014; Gao & Wang, 2008; Kang, 2014; Othman et al., 2017; Shi et al., 2013; Zhang et al., 2009).

Después de haber determinado los parámetros, se obtuvieron los niveles con los que se realizó un experimento inicial. Para obtener los parámetros, se enlistaron los niveles de los parámetros seleccionados obtenidos en las referencias de literatura establecidas anteriormente, y se promedió para poder definir una región de experimentación inicial que ayudará a visualizar los efectos dentro de la respuesta. En la tabla 1, se observan los niveles para los parámetros con los que se trabajó.

Tabla 1. Niveles para los parámetros seleccionados.

Parámetros									
Temperatura de molde (°C)		**Temperatura de fusión (°C)**		**Tiempo de enfriamiento (sec)**		**Tiempo de empaque (sec)**		**Tiempo de inyección (sec)**	
Low	**high**	**Low**	**High**	**Low**	**High**	**Low**	**High**	**Low**	**High**
40	80	230	260	10	40	5	20	0.5	4

Ya con los parámetros seleccionados se realizó un diseño factorial 2^5, con 2 réplicas, 4 puntos centrales y se realizaron un total de 68 corridas en el simulador. Dentro de los resultados se obtuvo que todos los términos principales tienen un efecto significativo en la respuesta para la deformación y encogimiento (figura 5 y 6).

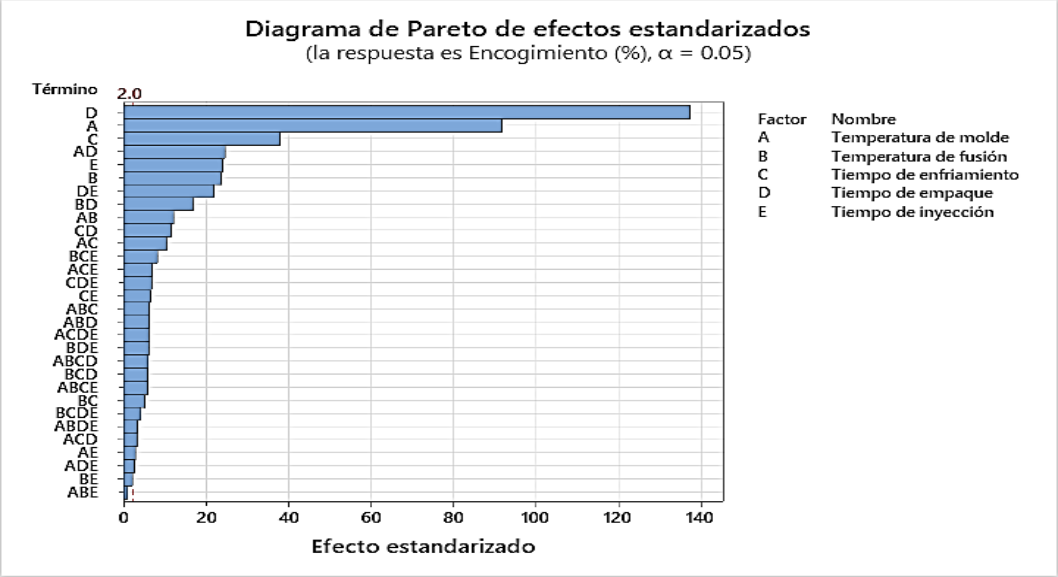


Figura 5. Diagrama de Pareto de efectos estandarizados para encogimiento.

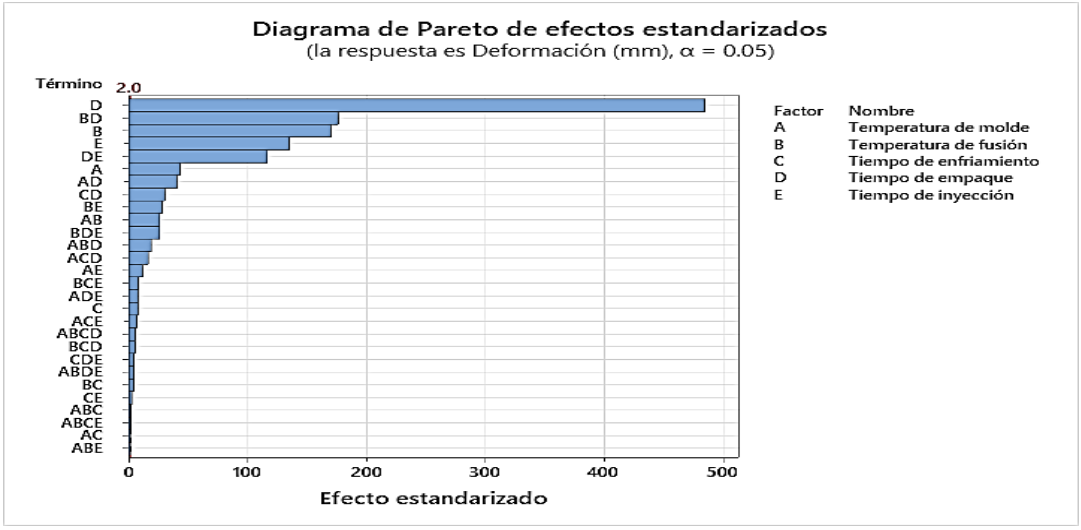


Figura 6. Diagrama de Pareto de efectos estandarizados para deformación**.**

Después, para la realización del método de descenso más pronunciado se tomaron los coeficientes codificados que se obtuvieron en el diseño factorial y se obtuvieron los valores absolutos para poder seleccionar el término con mayor magnitud (Tablas 2 y 3). Para ambas condiciones el tiempo de empaque es el que tiene mayor magnitud por lo que fue seleccionado para determinar un tamaño de paso para iniciar el descenso. Para ambas respuestas se seleccionó un tamaño de paso natural de 2 y con la Ec. 1 se obtuvo un valor codificado de 0.2667 para el tiempo de empaque.

Tabla 2. Coeficientes codificados (valor absoluto) para encogimiento.

Término	**Coeficiente**
Temperatura de molde	0.27053
Temperatura de fusión	0.06997
Tiempo de enfriamiento	0.11222
Tiempo de empaque	0.40541
Tiempo de inyección	0.07084

Tabla 3. Coeficientes codificados (valor absoluto) para deformación.

Término	Coeficiente
Temperatura de molde	0.006312
Temperatura de fusión	0.024625
Tiempo de enfriamiento	0.001125
Tiempo de empaque	0.070312
Tiempo de inyección	0.019625

Luego se definió el valor codificado y valor natural para el resto de los parámetros con la aplicación de la Ec. 2. En la tabla 4, se observan los valores codificados y en la tabla 5 los valores naturales para ambas condiciones.

Tabla 4. Tamaño de pasos para valores codificados.

Encogimiento			Deformación		
Para temperatura de molde:	Δx_1=	0.17794661	**Para temperatura de molde:**	Δx_1=	0.02393901
Para temperatura de fusión:	Δx_2=	0.04602419	**Para temperatura de fusión:**	Δx_2=	0.09339326
Para tiempo de enfriamiento:	Δx_3=	0.07381499	**Para tiempo de enfriamiento:**	Δx_3=	0.0042667
Para tiempo de inyección:	Δx_5=	0.04659645	**Para tiempo de inyección:**	Δx_5=	0.07443016

Tabla 5. Tamaño de pasos para valores naturales.

Encogimiento			Deformación		
Para temperatura de molde:	$\Delta\xi_1 =$	3.55893211	**Para temperatura de molde:**	$\Delta\xi_1 =$	0.47878029
Para temperatura de fusión:	$\Delta\xi_2 =$	0.69036284	**Para temperatura de fusión:**	$\Delta\xi_2 =$	1.40089885
Para tiempo de enfriamiento:	$\Delta\xi_3 =$	0.73814986	**Para tiempo de enfriamiento:**	$\Delta\xi_3 =$	0.04266697
Para tiempo de inyección:	$\Delta\xi_5 =$	0.08154379	**Para tiempo de inyección:**	$\Delta\xi_5 =$	0.13025278

Finalmente, se realizaron incrementos a los niveles de los factores iniciando en los puntos centrales de cada uno de los factores y se llevaron a cabo corridas individuales de experimentación. Los resultados obtenidos se muestran en las tablas 6 y 7.

Tabla 6. Corridas individuales para encogimiento.

Valores Naturales					Respuesta
Temperatura de Molde	**Temperatura de Fusión**	**Tiempo de enfriamiento**	**Tiempo de Empaque**	**Tiempo de Inyección**	**Y**
60	245	30	12.5	2.25	1.84
63.55893211	245.6903628	30.73814986	14.5	2.331543787	1.756
67.11786422	246.3807257	31.47629971	16.5	2.413087574	1.762
70.67679633	247.0710885	32.21444957	18.5	2.494631361	1.78
74.23572844	247.7614514	32.95259943	20.5	2.576175148	179

Tabla 7. Corridas individuales para deformación.

Valores Naturales					Respuesta
Temperatura de Molde	**Temperatura de Fusión**	**Tiempo de enfriamiento**	**Tiempo de Empaque**	**Tiempo de Inyección**	**Y**
60	245	30	12.5	2.25	0.054
60.47878029	246.4008989	30.04266697	14.5	2.380252778	0.047
60.95756059	247.8017977	30.08533394	16.5	2.510505556	0.048
61.43634088	249.2026966	30.12800091	18.5	2.640758334	0.048
61.91512117	250.6035954	30.17066788	20.5	2.771011112	0.049

Cuando se realizaron las corridas se pudo observar que, para ambas características, después de la corrida 3 empezaron a aumentar, por lo que se decidió parar las corridas individuales y se seleccionar los datos de las primeras 3 para definir los nuevos niveles factoriales de experimentación para ambas condiciones.

Con los nuevos niveles factoriales que se presentan en la tabla 8, se realizó un diseño central compuesto y se llevaron a cabo nuevas corridas de experimentación.

Tabla 8. Nuevos niveles para central compuesto de encogimiento.

Encogimiento				Deformación			
	NI	**CENTRAL**	**NS**		**NI**	**CENTRAL**	**NS**
Temperatura de Molde	60	63.55	67.11	**Temperatura de Molde**	60	60.47	60.95
Temperatura de Fusión	245	245.69	246.38	**Temperatura de Fusión**	245	246.4	247.8
Tiempo de enfriamiento	30	30.73	31.47	**Tiempo de enfriamiento**	30	30.04	30.08
Tiempo de empaque	12.5	14.5	16.5	**Tiempo de empaque**	12.5	14.5	16.5
Tiempo inyección	2.25	2.33	2.41	**Tiempo inyección**	2.25	2.38	2.51

En las figuras 7 y 8 se observan los resultados obtenidos para ambas condiciones, donde se puede observar que los residuales tienen una distribución normal con un nivel de significancia de 0.05, cumplen con los supuestos de homocedasticidad e independencia. También en la Ec. (6) para encogimiento y Ec. (7) para deformación, se observan las ecuaciones cuadráticas con los valores codificados obtenidos en el experimento.

$$Encogimiento = 1.75716 + 0.04949Tm + 0.00275\,Tf - 0.00431\,Te - 0.0885\,Teque - 0.00336\,Ti + 0.0132\,Tm * Tm + 0.00196\,Tf * Tf + 0.00276\,Te * Te + 0.0481\,Teque * Teque + 0.00055\,Ti * Ti + 0.00041\,Tm * Tf + 0.00078\,Tm * Te - 0.02484\,Tm * Teque - 0.00109\,Tm * Ti + 0.00016\,Tf * Te - 0.00547\,Tf * Teque + 0.00066\,Tf * Ti + 0.00091\,Te * Teque - 0.00034\,Te * Ti + 0.00441\,Teque * Ti \quad \textbf{(Ec. 6)}$$

$$Deformación = 0.047178 + 0.000046\,Tm + 0.000029\,Tf - 0.000046\,Te - 0.003884\,Teque + 0.000156\,Ti + 0.0132\,Tm * Tm + 0.000208\,Tf * Tf + 0.000208\,Te * Te + 0.000208\,Teque * Teque + 0.002771\,Ti * Ti + 0.000385\,Tm * Tf + 0.000062\,Tm * Te + 0\;Tm * Teque - 0.000063\,Tm * Ti - 0.000062\,Tf * Te - 0.0005\,Tf * Teque - 0.000188\,Tf * Ti + 0\,Te * Teque + 0.000063\,Te * Ti + 0.00025\,Teque * Ti \quad \textbf{(Ec. 7)}$$

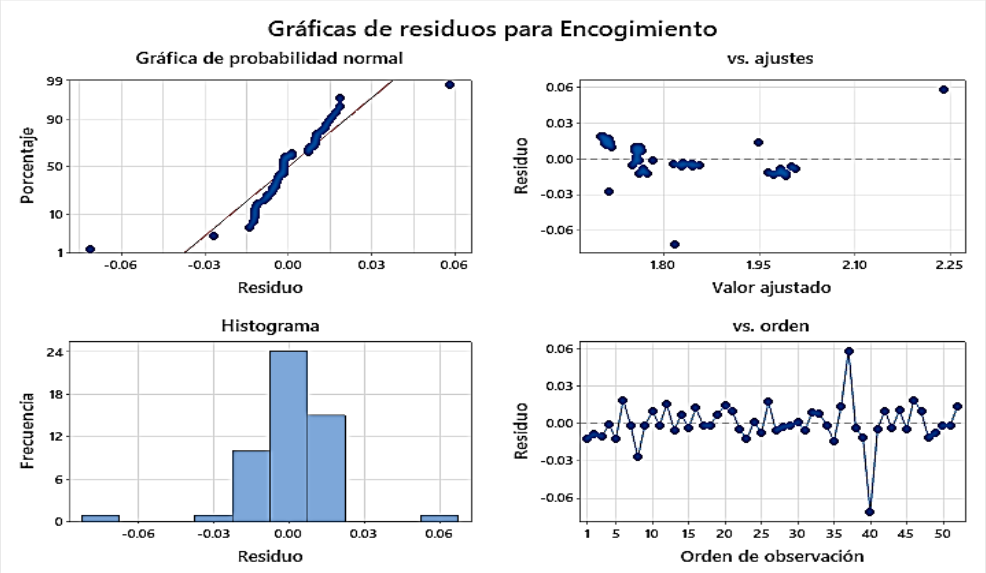


Figura 7. Supuestos para encogimiento.

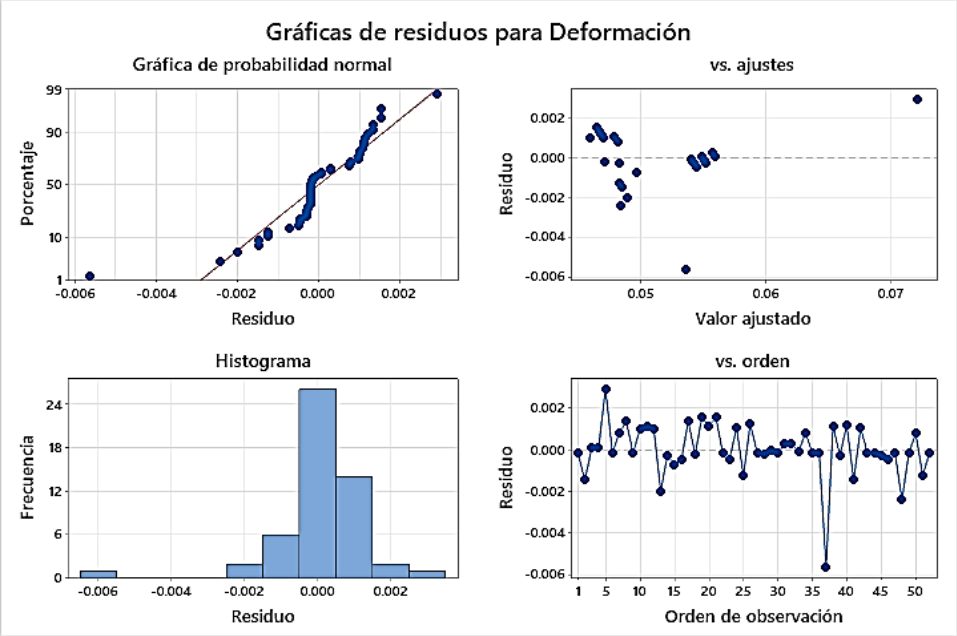


Figura 8. Supuestos para deformación.

Después de realizar el diseño central compuesto, se ajustó el modelo de segundo orden y se obtienen los niveles óptimos de los parámetros. Para iniciar con el ajuste se realiza el análisis canónico con la Ec. (3) y el software R para ambas condiciones con los coeficientes codificados obtenidos en el diseño central compuesto, obteniendo los siguientes resultados para encogimiento:

-Notación matricial para encogimiento, en donde b es un vector con los coeficientes de regresión codificados de los términos lineales y B es una matriz que tiene como elementos diagonales los coeficientes codificados de los términos cuadráticos y fuera de la diagonal se tienen la mitad de los coeficientes codificados de las respectivas interacciones.

$$b = \begin{bmatrix} 0.04949 \\ 0.00276 \\ -0.00431 \\ -0.08850 \\ -0.00336 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0.013270 & 2.05e^{-04} & 0.000390 & -0.012420 & -0.000545 \\ 0.000205 & 1.960e^{-03} & 0.000080 & -0.002735 & 0.000330 \\ 0.000390 & 8.000e^{-05} & 0.002760 & 0.000455 & -0.000170 \\ -0.012420 & -2.735e^{03} & 0.000455 & 0.048100 & 0.002205 \\ -0.000545 & 3.300e^{-04} & -0.000170 & 0.002205 & 0.000550 \end{bmatrix}$$

-El punto estacionario se obtuvo mediante la Ec. (3) como,

$$x_i^s = \begin{bmatrix} -1.478507e^{+00} \\ -1.538161e^{-06} \\ 9.256387e^{-01} \\ 4.361503e^{-01} \\ 1.270208e^{-01} \end{bmatrix}$$

Los niveles naturales obtenidos con los puntos estacionarios son $x_1^s = 58.2939$, $x_2^s = 245.69$, $x_3^s = 31.41034$, $x_4^s = 15.3723$ y $x_5^s = 2.340162$.

La obtención de la respuesta de predicción en el punto estacionario la cual resulto en $y_s = 1.6993$.

Para la identificación del tipo de punto estacionario, se obtuvieron los eigenvalores considerando $|B - \lambda I|$, en donde I representa la matriz identidad. Al resolver el sistema se obtuvieron los siguientes valores $\lambda_1 = 2.7604$, $\lambda_2 = -2.7098$, $\lambda_3 = 0.0124$, $\lambda_4 = 0.0028$ y $\lambda_5 = 0.0007$.

Como se observa, con respecto al punto estacionario encontrado, el análisis canónico mostró que para la condición de encogimiento se obtuvo un punto silla, por lo que para esta condición fue requerido realizar el análisis de ridge para poder obtener los niveles óptimos.

En el caso del análisis canónico para deformación se obtuvieron los siguientes resultados:

-Notación matricial para la deformación de b y B

$$b = \begin{bmatrix} 0.04949 \\ 0.00276 \\ -0.00431 \\ -0.08850 \\ -0.00336 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 2.08e^{-04} & 0.000031 & 3.10e^{-05} & 0.0000 & -3.15e^{-05} \\ 3.10e^{-05} & 0.000208 & 3.10e^{-05} & -0.000250 & -9.40e^{-05} \\ 3.10e^{-05} & -0.000031 & 2.08e^{-04} & 0.0000 & 3.15e^{-05} \\ 0.0000 & -0.000250 & 0.0000 & 0.002771 & 1.25e^{-04} \\ 3.15e^{-05} & -0.000094 & 3.15e^{-05} & 0.000125 & 3.85e^{-04} \end{bmatrix}$$

-Punto estacionario:

$$x_i^s = \begin{bmatrix} -0.3319602 \\ 0.8399758 \\ 0.3319602 \\ 0.7905291 \\ -0.3084985 \end{bmatrix}$$

Los niveles naturales, obtenidos con los puntos estacionarios son $x_1^s = 60.31232$, $x_2^s = 247.576$, $x_3^s = 30.05328$, $x_4^s = 16.08106$ y $x_5^s = 2.339895$.

La obtención de la respuesta de predicción en el punto estacionario resulto en $y_s = 0.04562$.

Para la identificación del tipo de punto estacionario que se obtuvo para el caso de la deformación, se muestran los eigenvalores con los siguientes valores $\lambda_1 = 0.00280$, $\lambda_2 = 0.0004$, $\lambda_3 = 0.002$, $\lambda_4 = 0.0002$ y $\lambda_5 = 0.0001$. Como se puede observar para este análisis, se obtuvo un punto estacionario mínimo, ya que los eigenvalores muestran todos los datos positivos. Debido a que se busca minimizar las dos condiciones y se obtuvo un punto mínimo estacionario en el análisis canónico, no se requirió realizar el análisis ridge para la deformación.

Se realiza el análisis ridge para el encogimiento con $\mu = 2$ con la Ec. (4), un radio dentro de 2.37 y -2.37 para localizar la respuesta óptima y un rango de (-1000, 1000, 100). Se ingreso el código en R y se obtuvieron los siguientes resultados:
-Se consiguió un radio de 1.07988.
-Se obtuvo una respuesta óptima de 1.718117.
-Se seleccionó una respuesta óptima de 1.75746.

Dentro del margen de búsqueda para la respuesta óptima no se obtuvo variación en los datos registrados, por lo que se realizaron comparaciones de μ contra el radio en la figura 9, mostrando que la respuesta se mantuvo constante mientras el valor estuviera cerca de 0. En la figura 10, se observa una comparación de la respuesta contra μ, donde se registró que entre más cercano sea el valor de μ a 0 se obtendría una respuesta óptima mayor y constante. Con respecto a la figura 11, se observó que entre mayor fuera el radio la respuesta óptima daría un resultado mayor.

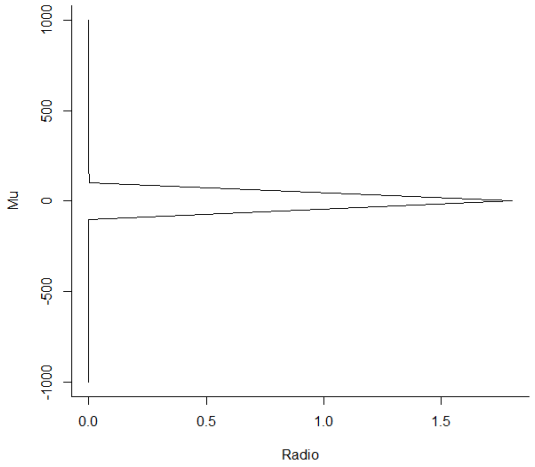


Figura 9. Comportamiento de la respuesta óptima de μ vs radio para encogimiento.

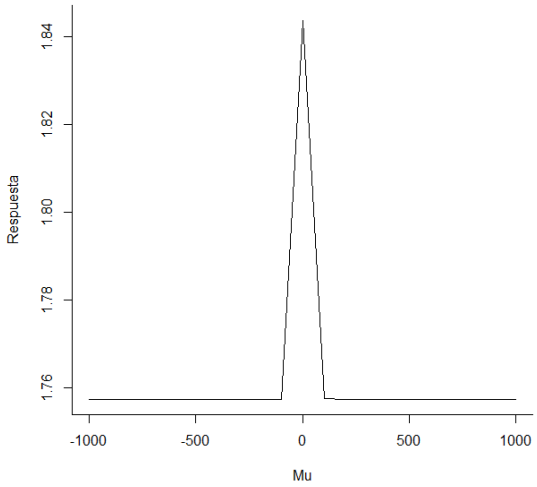


Figura 10. Comportamiento de la respuesta óptima para la respuesta vs μ para encogimiento.

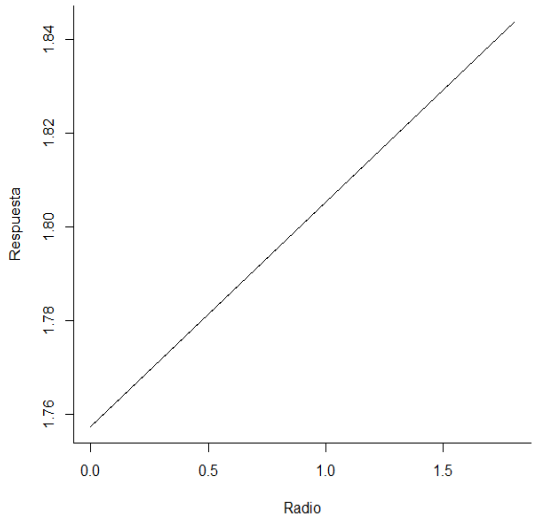


Figura 11. Comportamiento de la respuesta óptima para respuesta vs radio para encogimiento.

Es así como se pudo concluir que para obtener un valor mínimo se tendría que optar por un valor μ y radio mínimo, pero la respuesta óptima se mantendría constante por lo que se puede determinar que lo mínimo para la respuesta es de 1.7574.

Se seleccionó un radio de optimización de $4.753703e^{-05}$y se obtuvieron los niveles codificados para minimizar el encogimiento mediante el análisis ridge que se encuentran reflejados en la tabla 9.

Tabla 9. Niveles codificados para minimizar el encogimiento.

[1,]	-2.47E-05
[2,]	-1.38E-06
[3,]	2.15E-06
[4,]	4.05E-05
[5,]	1.68E-06

Después, se buscó optimizar ambas condiciones de manera simultánea por lo que se utilizó el método de optimización restringida de múltiples respuestas, con el software R y el paquete solnp para lograrlo. El planteamiento de optimización se presenta a continuación:

$$Min\ y_2$$
$$s.a.$$
$$0 \leq y_1 \leq 0.05$$
$$-2.37 \leq x_1 \leq 2.37$$
$$-2.37 \leq x_2 \leq 2.37$$
$$-2.37 \leq x_3 \leq 2.37$$
$$-2.37 \leq x_4 \leq 2.37$$
$$-2.37 \leq x_5 \leq 2.37$$

Se obtuvo la respuesta estimada de 0.046 para la deformación y un porcentaje de 1.70 para el encogimiento en los niveles óptimos de los factores registrados en la tabla 10.

Tabla 10. Niveles óptimos de los factores para la respuesta estimada.

[1,]	**-1.3437**
[2,]	0.4039
[3,]	0.8283
[4,]	0.6232
[5,]	-0.7674

Finalmente, se realizaron corridas en el software de simulación CADMOULD con los niveles óptimos localizados en el análisis canónico, análisis ridge y el método de optimización de múltiples respuestas. Los resultados de la tabla 11, muestran que el método de optimización por múltiples respuestas y el análisis ridge tienen similitud en las respuestas óptimas.

Tabla 11. Niveles y respuestas para la mejora.

Método	**Condición**	**Niveles**					**Resultados**	
		N1	**N2**	**N3**	**N4**	**N5**	**Deformación (mm)**	**Encogimiento (%)**
Optimización Múltiple	Encogimiento	58.7728	245.9687	31.3388	15.746	2.2686	0.047	1.712
	Deformación	59.8317	246.96549	30.0731	15.746	2.2802	0.048	1.722
Análisis Canónico	Deformación	60.3123	247.576	30.0532	16.081	2.3399	0.047	1.723
Análisis Canónico	Encogimiento	58.2939	245.69	31.4103	15.372	2.3401	0.047	1.71
Análisis Ridge	Encogimiento	63.5499	245.69	30.73	14.5	2.33	0.047	1.763

4 Discusión

Como se puede notar en la Tabla 13, el método de optimización de respuestas múltiples tomando en cuenta el encogimiento como función objetivo y la deformación como restricción y el método de análisis canónico basado en el encogimiento, obtuvieron resultados muy similares en

ambas respuestas. La diferencia entre ambos métodos recae en que la optimización de múltiples respuestas optimiza ambas funciones de manera simultánea. Mientas que el método de análisis canónico encuentra el punto estacionario para una respuesta y lo generaliza para la otra. Ambos métodos arrojaron los valores mínimos para las dos respuestas de interés, por lo que los niveles de los cinco factores estimados con ambos métodos se pueden considerar como óptimos para minimizar las respuestas.

De igual manera, se puede notar que cambiar como función objetivo en la optimización múltiple al encogimiento y la deformación tiene un efecto en las respuestas estimadas, en este caso se observa un incremento en encogimiento de 0.047 para deformación y 1.712 para encogimiento, mientras que en el otro caso se observa un incremento de 0.048 para deformación y 1.722 para encogimiento.

Por otra parte, el método del análisis ridge para encogimiento obtuvo el peor desempeño en la respuesta de encogimiento con un valor de 1.763. Mientras que el método de múltiples respuestas con deformación obtuvo el peor desempeño en la respuesta de deformación con un valor de 0.048.

Dado que el método de optimización múltiple determina los niveles óptimos para valores mínimos de ambas respuestas se considera que el método de múltiples respuestas con encogimiento es el mejor con un valor de 0.047 para deformación y 1.712 para encogimiento.

5 Conclusiones

En la presente investigación se optimizó un proceso de moldeo por inyección de manera simulada, disminuyendo la deformación y el encogimiento. Se realizó una búsqueda exhaustiva en la literatura que tratan con estas características en un proceso de moldeo y se localizaron los parámetros de temperatura de molde, temperatura de fusión, tiempo de encogimiento, tiempo de empaque y tiempo de inyección. Se llevó a cabo experimento basado en un diseño factorial 2^5 con dos replicas, 4 puntos centrales y 68 corridas en total para un experimento inicial, donde se observó que los 5 parámetros principales tienen efecto en la respuesta. Con los resultados obtenidos, se aplicó el método de descenso más pronunciado donde se obtuvieron los nuevos niveles para el central compuesto donde para encogimiento se obtuvo para temperatura de molde 60 y 67.11 °C, temperatura de fusión 245 y 246.38 °C, tiempo de enfriamiento 30 y 31.47 s, tiempo de empaque 12.5 y 16.5 s y, tiempo de inyección 2.25 y 2.41 s. Para la deformación en temperatura de molde 60 y 60.95 °C, temperatura de fusión 245 y 247.8 °C, tiempo de enfriamiento 30 y 30.08 s, tiempo de empaque 12.5 y, 16.5 s y para tiempo de inyección 2.25 y 2.51 s. Con los coeficientes codificados obtenidos del diseño central compuesto se realizó el ajuste del modelo de segundo orden con el cual se llevó a cabo un análisis con fines de optimización basado en el análisis canónico, análisis de ridge y optimización de múltiples respuestas.

Se realizó una comparación con los tres métodos de optimización en la tabla 13 y se observó que el método de optimización de múltiples respuestas con encogimiento es el que entrega los parámetros óptimos con una respuesta óptima de 0.047 mm para deformación y 1.712% para el encogimiento. Estos resultados demuestran cierta consistencia en las respuestas optimas encontradas de acuerdo con las diferentes estrategias de optimización, como se puede observar en la tabla 13 dado que la variación en estas respuestas es mínima entre estrategias. Por otra parte, se puede observar que los niveles óptimos de los factores reflejan más variación entre estrategias de optimización, lo cual significa que es posible

determinar diferentes niveles de operación para los factores con mínima variación tanto en el encogimiento como en la deformación. De igual manera, los métodos utilizados dentro de la MSR pueden ser extendidos y mejorados en diferentes perspectivas. Por ejemplo, en la implementación del descenso más pronunciado se detuvo la secuencia de experimentos individuales considerando la regla emperica de observar dos incrementos de manera consecutiva, aunque esta regla no implica significancia estadística. De esta manera, es posible considerar una prueba que permita determinar el paro de experimentación secuencial individual de manera que se tenga certeza de que se ha encontrado una región del mínimo. Pueden considerarse, las reglas de Myers-Khuri o las reglas recursivo-parabólicas.

Para trabajo a futuro se podría implementar la investigación en un ambiente real en un producto en específico para observar el comportamiento de los resultados obtenidos en un software de simulación con los obtenidos en un proceso real. También se podrían considerar más esquemas de experimentación como lo es el método Taguchi. Para realizar una comparación entre los resultados obtenidos con CADMOULD se puede experimentar en un futuro con otros softwares de simulación, y también analizar los procesos con diferentes tipos de materiales.

6 Referencias

Barghash, M. A., & Alkaabneh, F. A. (2014). Shrinkage and warpage detailed analysis and optimization for the injection molding process using multistage experimental design. *Quality Engineering*, *26*(3), 319–334. https://doi.org/10.1080/08982112.2013.852679

Bharti, P. K., Khan, M. I., And Head, P., & Singh, H. (2010). Recent Methods for Optimization Of Plastic Injection Molding Process-A Retrospective And Literature Review. In *International Journal of Engineering Science and Technology* (Vol. 2, Issue 9).

Chen, C. C., Su, P. L., & Lin, Y. C. (2009a). Analysis and modeling of effective parameters for dimension shrinkage variation of injection molded part with thin shell feature using response surface methodology. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *45*(11–12), 1087–1095. https://doi.org/10.1007/s00170-009-2045-4

Chen, C. C., Su, P. L., & Lin, Y. C. (2009b). Analysis and modeling of effective parameters for dimension shrinkage variation of injection molded part with thin shell feature using response surface methodology. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *45*(11–12), 1087–1095. https://doi.org/10.1007/s00170-009-2045-4

Chiang, K. T., & Chang, F. P. (2007a). Analysis of shrinkage and warpage in an injection-molded part with a thin shell feature using the response surface methodology. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *35*(5–6), 468–479. https://doi.org/10.1007/s00170-006-0739-4

Chiang, K. T., & Chang, F. P. (2007b). Analysis of shrinkage and warpage

in an injection-molded part with a thin shell feature using the response surface methodology. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *35*(5–6), 468–479. https://doi.org/10.1007/s00170-006-0739-4

del Castillo, E. (2007). *Process Optimization A Statistical Approach*. Springer.

Gao, Y., Turng, L. S., & Wang, X. (2008). Process optimization and effects of material properties on numerical prediction of warpage for injection molding. *Advances in Polymer Technology*, *27*(4), 199–216. https://doi.org/10.1002/adv.20138

Gao, Y., & Wang, X. (2008). An effective warpage optimization method in injection molding based on the Kriging model. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *37*(9–10), 953–960. https://doi.org/10.1007/s00170-007-1044-6

González, F., & González, A. (2003). *Seis Sigma para Gerentes y Directores*.

Gutiérrez Pulido, H., & de la Vara Salazar, R. (2009). *Control Estadístico de Calidad y Seis Sigma* (Segunda Edición). Mc Graw Hill.

Hakimian, E., & Sulong, A. B. (2012). Analysis of warpage and shrinkage properties of injection-molded micro gears polymer composites using numerical simulations assisted by the Taguchi method. *Materials and Design*, *42*, 62–71. https://doi.org/10.1016/j.matdes.2012.04.058

Jayanarayanan, K., Karthick, H. S., Suganya, V., Shivashankari, A. L., & Bhagawan, S. S. (2006). Optimization of process parameters of an injection moulded gear using taguchi methodology. *Annual Technical Conference - ANTEC, Conference Proceedings*, *2*(March), 1088–1092.

Jou, Y. T., Lin, W. T., Lee, W. C., & Yeh, T. M. (2014). Integrating the taguchi method and response surface methodology for process parameter optimization of the injection molding. *Applied Mathematics and Information Sciences*, *8*(3), 1277–1285. https://doi.org/10.12785/amis/080342

Kang, G. J. (2014). Process Factor Optimization for Reducing Warpage and Shrinkage in Injection Molding Using Design of Experiments. *Applied Mechanics and Materials*, *541–542*, 359–362. https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.541-542.359

Khuri, A. I. (2006). *Response Surface Methodology and Related Topics*. World Scientific Pirnters.

Kumaravadivel, A., & Natarajan, U. (2013). Application of Six-Sigma DMAIC methodology to sand-casting process with response surface methodology. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *69*(5–8), 1403–1420. https://doi.org/10.1007/s00170-013-5119-2

Kurtaran, H., & Erzurumlu, T. (2006a). Efficient warpage optimization of thin shell plastic parts using response surface methodology and genetic algorithm. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *27*(5–6), 468–472. https://doi.org/10.1007/s00170-004-2321-2

Kurtaran, H., & Erzurumlu, T. (2006b). Efficient warpage optimization of thin shell plastic parts using response surface methodology and genetic algorithm. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *27*(5–6), 468–472. https://doi.org/10.1007/s00170-004-2321-2

Lawson, J. (2015). *Design and Analysis of Experiments with R*. Taylor and Francis Group.

Liao, S. J., Chang, D. Y., Chen, H. J., Tsou, L. S., Ho, J. R., Yau, H. T., Hsieh, W. H., Wang, J. T., & Su, Y. C. (2004). Optimal process conditions of shrinkage and warpage of thin-wall parts. *Polymer Engineering and Science*, *44*(5), 917–928. https://doi.org/10.1002/pen.20083

Mathivanan, D., & Parthasarathy, N. S. (2009). Prediction of sink depths using nonlinear modeling of injection molding variables. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *43*(7–8), 654–663. https://doi.org/10.1007/s00170-008-1749-1

Montgomery, D. C. (2013). *Design and analysis of experiments* (Octava edición). Wiley.

Morales, A. R., & Garambullo, A. I. (2017). Aplicación de metodología lean seis sigma para la reducción de defectos en la producción de lentes dentro de la empresa formula Plastics de México S . A de C . V . En Tecate B.C. *Revista Electrónica Del Desarrollo Hmano Pra La Innovación Social*, *4*(2448–7422), 1–15.

Morales Almendares, I. M., Rodríguez Picón, L. A., Torres Arguelles, S. v., & Pérez Olguín, I. C. (2020). Optimización de un producto médico enfocado en el moldeo por inyección. *Mundo Fesc*, *10*, 14–23.

Mukras, S. M. S., Omar, H. M., & al-Mufadi, F. A. (2019). Experimental-Based Multi-objective Optimization of Injection Molding Process Parameters. *Arabian Journal for Science and Engineering*, *44*(9), 7653–7665. https://doi.org/10.1007/s13369-019-03855-1

Myers, R. H., Montgomery, D. C., & Anderson-Cook, C. (2009). *Response Surface Methodology* (Tercera Edición). Wiley.

Nasir, S. M., Ismail, K. A., & Shayfull, Z. (2016). Application of RSM to optimise moulding conditions for minimizing shrinkage in thermoplastic processing. *Key Engineering Materials*, *700*, 12–21. https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/KEM.700.12

Oktem, H., Erzurumlu, T., & Uzman, I. (2007). Application of Taguchi optimization technique in determining plastic injection molding process parameters for a thin-shell part. *Materials and Design*, *28*(4), 1271–1278.

https://doi.org/10.1016/j.matdes.2005.12.013

Oliaei, E., Heidari, B. S., Davachi, S. M., Bahrami, M., Davoodi, S., Hejazi, I., & Seyfi, J. (2016). Warpage and Shrinkage Optimization of Injection-Molded Plastic Spoon Parts for Biodegradable Polymers Using Taguchi, ANOVA and Artificial Neural Network Methods. *Journal of Materials Science and Technology*, *32*(8), 710–720. https://doi.org/10.1016/j.jmst.2016.05.010

Othman, M. H., Hasan, S., Khamis, S. Z., Ibrahim, M. H. I., & Amin, S. Y. M. (2017). Optimisation of Injection Moulding Parameter towards Shrinkage and Warpage for Polypropylene-Nanoclay-Gigantochloa Scortechinii Nanocomposites. *Procedia Engineering*, *184*, 673–680. https://doi.org/10.1016/j.proeng.2017.04.137

Ramakrishnan, R., & Mao, K. (2016). Minimization of Shrinkage in Injection Molding Process of Acetal Polymer Gear Using Taguchi DOE Optimization and ANOVA Method. *International Journal of Mechanical and Industrial Technology*, *4*(2), 72–79. http://wrap.warwick.ac.uk/93941

Shi, H., Xie, S., & Wang, X. (2013). A warpage optimization method for injection molding using artificial neural network with parametric sampling evaluation strategy. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *65*(1–4), 343–353. https://doi.org/10.1007/s00170-012-4173-5

Tsai, K. M., & Tang, B. H. (2014). Determination of injection molding process window based on form accuracy of lens using response surface methodology. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *75*(5–8), 947–958. https://doi.org/10.1007/s00170-014-6185-9

Tzeng, C. J., Yang, Y. K., Lin, Y. H., & Tsai, C. H. (2012). A study of optimization of injection molding process parameters for SGF and PTFE reinforced PC composites using neural network and response surface methodology. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *63*(5–8), 691–704. https://doi.org/10.1007/s00170-012-3933-6

Vargas, P. (2017). *Qué es el moldeo por Inyección de Plástico - PRIVARSA*. https://www.privarsa.com.mx/moldeo-por-inyeccion-de-plastico/

Wang, G., Zhao, G., Li, H., & Guan, Y. (2011). Research on optimization design of the heating/cooling channels for rapid heat cycle molding based on response surface methodology and constrained particle swarm optimization. *Expert Systems with Applications*, *38*(6), 6705–6719. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.11.063

Wang, R., Zeng, J., Feng, X., & Xia, Y. (2013). Evaluation of effect of plastic injection molding process parameters on shrinkage based on neural network simulation. *Journal*

of Macromolecular Science, Part B: Physics, *52*(1), 206–221. https://doi.org/10.1080/00222348.2012.700234

Wu, L., Yick, K. L., Ng, S. P., Yip, J., & Kong, K. H. (2012). Parametric design and process parameter optimization for bra cup molding via response surface methodology. *Expert Systems with Applications*, *39*(1), 162–171. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.07.003

Zhang, Y., Deng, Y. M., & Sun, B. S. (2009). Injection molding warpage optimization based on a mode-pursuing sampling method. *Polymer - Plastics Technology and Engineering*, *48*(7), 767–774. https://doi.org/10.1080/03602550902824663

Zhao, N. yang, Lian, J. yuan, Wang, P. fei, & Xu, Z. bin. (2022). Recent progress in minimizing the warpage and shrinkage deformations by the optimization of process parameters in plastic injection molding: a review. In *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* (Vol. 120, Issues 1–2, pp. 85–101). Springer Science and Business Media Deutschland GmbH. https://doi.org/10.1007/s00170-022-08859-0