

APLICACIÓN DE TÉCNICAS CÓMPUTO EVOLUTIVAS PARA LA OPTIMIZACIÓN DEL PROCESO DE INYECCIÓN DE PLÁSTICO

De los Reyes Martínez Tania Itzel (1), Domínguez Aguayo Luz Fabiola (1), Gómez Ramírez Sandra Jaheli (2), Zavala Gutiérrez Jesús (2), Espinoza Martínez Adriana Berenice (3)

1 [Ingeniería en Diseño Industrial, Universidad Politécnica del Bicentenario] | [15030163@upbicentenario.edu.mx]

2 [Departamento de Ingeniería en Diseño Industrial, Universidad Politécnica del Bicentenario] | [jzavalag@upbicentenario.edu.mx]

3 [Departamento de Procesado de Plásticos, Centro de Investigación en Química Aplicada] | [adriana.espinoza@ciqua.edu.mx]

Resumen

Este artículo presenta una técnica heurística para el control de defectos en una pieza de plástico en particular. La contracción volumétrica (y_1) en la pieza se evalúa como un defecto con respecto a las variables del proceso: X_1 =Tiempo de Enfriamiento(s), X_2 =Temperatura del Molde ($^{\circ}\text{C}$), X_3 = Temperatura de masa fundida ($^{\circ}\text{C}$) y X_4 = Presión de Inyección (MPa). La función objetivo obtenido mediante la regresión no lineal de los datos experimentales, se optimiza empleado algoritmos genético (AG), para obtener parámetro óptimos de procesabilidad para la pieza. Los resultados de contracción experimental comparada con el valor optimizado difieren en un 7.82%. La metodología puede ser empleada en el control de manufactura de piezas de plástico.

Abstract

This paper presents a heuristic technique for the control of defects in a particular plastic part. The volumetric contraction (y_1) in the part is evaluated as a defect with respect to the process variables: Cooling time (X_1), Mold temperature (X_2) and temperature of the mixture (X_3). The volumetric shrinkage (y_1) in the piece is evaluated as a defect with respect to the process variables: X_1 = Cooling Time (s), X_2 = Mold Temperature ($^{\circ}\text{C}$), X_3 = Melt Temperature ($^{\circ}\text{C}$) and X_4 = Injection Pressure (MPa). The objective function obtained by means of the non-linear regression of the experimental data, is optimized the algorithm used genetic (AG), to obtain the optimal parameters of processability for the piece. The results of experimental contraction compared with the optimized value differ by 7.82%. The methodology can be used in the control of the manufacture of plastic parts.

Palabras Clave

Inyección de plásticos, Algoritmos Genéticos, contracción, optimización

INTRODUCCIÓN

El moldeo por inyección de plástico es una de las técnicas de manufactura que son capaces de producir una gran variedad de piezas de gran tamaño y forma compleja en poco tiempo y a bajo costo. Con el fin de minimizar el tiempo de enfriamiento y al mismo tiempo impedir problemas de calidad en las piezas inyectadas (contracciones volumétricas, rechupes, alabeos), es importante diseñar correctamente el sistema de enfriamiento del molde.

Debido a que la calidad de las piezas de plástico moldeadas por inyección depende de las condiciones del proceso, la forma de determinar los parámetros óptimos de dicho proceso se convierte en la clave para mejorar la calidad de la pieza. Previamente, los investigadores han empleado métodos de prueba y error junto con el método Taguchi para determinar los parámetros óptimos del proceso del moldeo por inyección. Esta metodología es costosa y consume mucho tiempo, además, los parámetros óptimos pueden no ser alcanzables por este método. Chen et al. [1,2] declararon que la aplicación del método convencional Taguchi no es adecuada cuando una de las variables del proceso es continua y no proporciona resultados óptimos. Posteriormente, Chen et al. [3] emplea un algoritmo genético para buscar una combinación óptima de parámetros del proceso que cumplan con las características de calidad en piezas moldeadas por inyección. Najihah et al. [4] presentan una metodología sistemática para analizar la contracción de una placa gruesa durante el proceso de moldeo por inyección. Se propuso el método de optimización algoritmos genéticos para optimizar los parámetros del proceso. Zhao et al. [5] proponen un sistema de optimización de dos etapas tomando como variables de diseño el tiempo de inyección, temperatura de fusión, presión de inyección, temperatura de enfriamiento y tiempo de enfriamiento. En la primera etapa, se aplica un algoritmo mejorado de optimización global (IEGO) para aproximar la relación no lineal entre los parámetros de procesamiento y las medidas de la calidad de la pieza. En la segunda etapa, se emplea

un algoritmo genético para encontrar una mejor solución para las variables de diseño.

El algoritmo genético es una técnica de optimización que simula el fenómeno de la evolución natural, en la cual, las especies buscan adaptaciones cada vez más benéficas para la supervivencia dentro de sus entornos complejos. La evolución toma lugar en los cromosomas de las especies donde los cambios y sus efectos son calificados por la supervivencia y la reproducción de la especie. Esta es la base de la supervivencia de los más aptos. Esta técnica de optimización surgió a principios de 1970, la cual fue propuesta por John Holland [6].

En un problema de optimización con AG se trabaja con una población de posibles soluciones que son codificados como cromosomas. Los cromosomas son separados en genes que representan cada una de las variables del problema que se está tratando. Durante los últimos años, varios métodos de codificación han sido creados para problemas en particular aportando una implementación efectiva de los algoritmos genéticos. De acuerdo con el tipo de símbolo usado, los métodos de codificación pueden ser clasificados como: binarios, de números reales, enteros y codificación de datos estructurales [7]. La Figura 1 muestra una codificación binaria de un cromosoma de dos genes (variables). Se emplean 5 bits para cada variable de diseño dando una longitud total de 10 dígitos. Cada valor en la cadena representa una característica particular de un individuo y el valor almacenado en esa posición representa cómo esa característica es expresada en la solución.

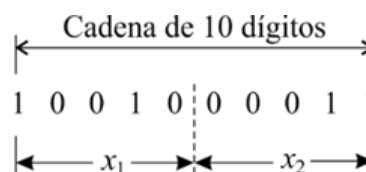


Figura 1. Codificación binaria para una solución o cromosoma de dos variables.

Los cromosomas evolucionan a través de iteraciones sucesivas llamadas generaciones. Durante cada generación, los cromosomas son

evaluados usando alguna medida de adaptación que indica que tan buena es una solución. El nivel de adaptación se mide con una función objetivo para calcular el grado de adaptabilidad.

La solución de un problema de optimización con AG inicia con una población aleatoria de cromosomas (variables de diseño). Para producir una nueva población se aplican los operadores genéticos (selección, reproducción y mutación) los cuales se ilustran en la Figura 2.

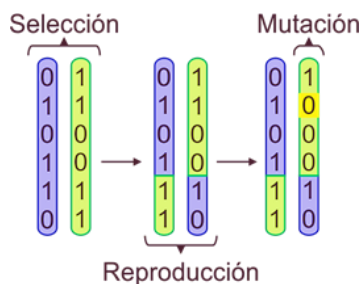


Figura 2. Representación de los operadores genéticos empleados en un AG.

- Selección. Se seleccionan a los individuos que darán origen a la siguiente generación.
- Reproducción. Un par de cromosomas son combinados para generar dos nuevos individuos.
- Mutación. El AG introduce un cambio aleatorio en un gen del cromosoma con el objetivo de aplicar cambios en las soluciones.

En este trabajo se demostrará la eficiencia y validación tanto numérica-experimental del método de optimización propuesto en el diseño del proceso de inyección de plásticos, tomando en cuenta los aspectos de calidad y costo-producción en la manufactura de piezas.

MATERIALES Y MÉTODOS

Durante el proceso de inyección de plásticos, pueden producirse varios defectos, tales como rechupes, deformación, contracción, líneas de soldadura, entre otros. Estos defectos influyen en la

calidad de la pieza y deben ser controlados. En la propuesta de optimización, estos defectos pueden ser seleccionados como la función objetivo a optimizar. Mientras tanto, el consumo de energía de la producción y algunos otros requisitos como el ciclo-costos de producción también pueden seleccionarse dentro de la función objetivo. Por lo tanto se consideran las variables de temperatura del molde, temperatura de la mezcla, tiempo de enfriamiento y presión de inyección la cuales contribuyen directamente en la calidad y costo-producción del producto y proceso.

3.1 Variables de proceso

Como ya se mencionó con anterioridad, en el diseño del proceso de inyección de plásticos es importante considerar aspectos tanto de calidad como de costo-producción. Estos dos aspectos se ven directamente influenciados por las variables de proceso mostradas en la tabla 1, entre otras.

Tabla 1. Valores de las variables de diseño a optimizar

Variables de Proceso
X_1 =Tiempo de Enfriamiento(s)
X_2 =Temperatura del Molde (°C).
X_3 = Temperatura de masa fundida (°C).
X_4 = Presión de Inyección (MPa).

Por lo tanto los parámetros mencionados en la tabla 1 serán considerados como variables de diseño a optimizar dentro del proceso de inyección de plásticos, empleando el método de AG.

3.2 Algoritmos Genéticos

La Figura 3 muestra el diagrama de flujo del algoritmo genético. Se crea una primera generación donde cada individuo representa una variable de diseño del proceso de inyección de plásticos. Posteriormente, esta generación es evaluada considerando la función objetivo planteado. Es necesario refinar la solución que representa la primera generación aplicando los operados genéticos (selección, reproducción y mutación). Posteriormente producirá una evolución a la solución óptima del problema

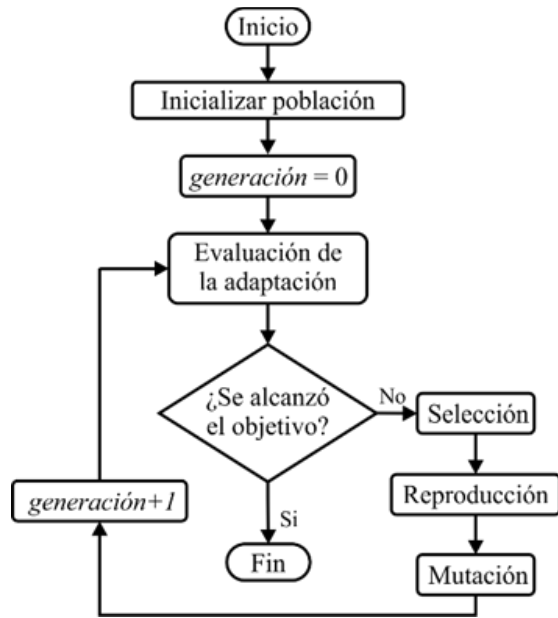
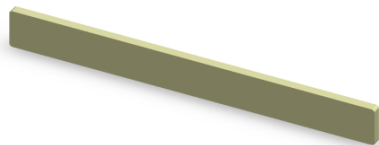


Figura 3. Diagrama de flujo del algoritmo genético.

3.3 Pieza

La pieza que se eligió como base para este proyecto es una probeta rectangular para ensayos de contracción según la norma **A.S.T.M. D 955 – 00** (American Society for Testing and Materials) la cual se muestra en la figura 4.



(b)

Figura 4. Dimensiones en milímetros de la probeta a trabajar (a), probeta en 3D (b).

3.4 Diseño de experimentos

El diseño de experimentos se llevó a cabo con los factores de Temperatura de masa fundida, Temperatura del molde y Tiempo de enfriamiento, a los cuales son las más críticas en generar el defecto de contracción en las piezas obtenidas del proceso, el cual se muestra en la tabla 2.

Tabla 2. Diseño de experimentos

No.De experimento	Temperatura de masa fundida (°C)	Temperatura del molde (°C)	Tiempo de enfriamiento (s)
1	190-225	40	30
2	190-225	40	50
3	195-230	40	30
4	195-230	40	50
5	200-235	40	30
6	200-235	40	50

Esta información generada a través del diseño de experimento es importante para posteriormente, mediante regresión no lineal múltiple obtener la función objetivo, la cual será optimizada mediante AG.

3.5 Material

Para el análisis de contracción el material empleado es polipropileno **Homopolímero** el cual es un **termoplástico** que se obtiene por la polimerización de *propileno*, en presencia de un catalizador bajo ciertas condiciones de presión y temperatura. Este material tiene una viscosidad media, está diseñado para diversas aplicaciones de modelado por inyección. Sus propiedades se muestran en la tabla 3.

Tabla 2. Propiedades del polipropileno

Índice de fluidez	ASTM D1238	12.0 g/10 min
Densidad	ASTM D1505	0.904 g/cm ³
Resistencia a la tensión (50 mm/min)	ASTM D638	5,500 Psi
Elongación (50 mm/min)	ASTM D638	8 %
Módulo de flexión (1.3 mm/min), 1% Secant, psi	ASTM D790	200,00 Psi
Dureza Rockwell, R Scale	ASTM D2240	109
Impacto Izod Str. @ 73° F	ASTM D256	0.5 ft-lb/in
Impacto Charpy @ 73° F Notched	ASTM D256	9 ft-lb/in

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

De los resultados experimentales obtenidos de la contracción a diferentes condiciones de procesado, se emplearon para generar la función objetivo a través de un software numérico, del cual se obtuvo el resultado que se muestra en la figura 5.

$$Y = 7.20127566074191e - 5 * x3^2 - 1.58264554460022 - 0.00512433764625923 * x4 - 0.0486258986893986 * \sin(2.77781606709925e - 7 * x1 * x2 * x3 * x4)$$

Figura 5. Ecuación obtenida a través de los datos experimentales

Donde:

Y : Contracción

X1: Tiempo de enfriamiento de las piezas.

X2: Temperatura del molde.

X3: Temperatura de fusión.

X4: Presión de la máquina.

Tabla 3. Tabla de resultados experimentales y obtenidos por AG.

Variables de Proceso	Resultados Experimentales	Resultados con AG
X ₁ =Tiempo de Enfriamiento(s)	40	35.049
X ₂ =Temperatura del Molde (°C).	20	21.772
X ₃ = Temperatura de masa fundida (°C)	230	230.07
X ₄ = Presión de Inyección (MPa).	75	69.99
% Contracción	1.084	1.176

La tabla número se muestran lo resultados obtenido de contracción experimental y los optimizados empleando AG. Como se puede observar la diferencia entre la contracción experimental y optimizada es 7.82% de error, con lo cual nos resulta favorable; es decir, las variables de procesos obtenidas se asemejan mucho a la realidad. Por lo tanto, la función generada de contracción puede ser empleada para poder pronosticar un valor a ciertas condiciones de operación.

También es importante mencionar que la variabilidad de este resultado pudo deberse al diseño de experimento empleado para generar la función objetivo, ya que estos son muy susceptibles a ligeros cambios dentro del proceso.

CONCLUSIONES

De acuerdo con los resultados obtenidos se puede observar que la aplicación de técnicas computo evolutivas para la optimización del proceso de inyección de plásticos, son eficientes. En el caso de encontrar los parámetros que minimizan la contracción, a través de los resultados experimentales y de AG, se puede apreciar una excelente similitud. Esto es importante para posteriormente aplicarlos a piezas industriales, con la finalidad de poder general un control adecuado del proceso.

El trabajo expuesto puede ser mejorado y aún más exacto en la obtención de parámetros, con otra de las ramas de la inteligencia artificial: la Lógica Difusa, que al trabajar en conjunto con algoritmos genéticos la información que se obtenga será más precisa y permitirá obtener datos más refinados en las variables aplicadas al proceso de inyección.

[7] Gen, M., & Cheng, R. (2000). Genetic algorithms and engineering optimization (Vol. 7). John Wiley & Sons

AGRADECIMIENTOS

Agradezco profundamente a la Universidad Politécnica Bicentenario. Como mención especial al cuerpo académico del departamento de Ingeniería en Diseño Industrial. Al Centro de investigación en Química Aplicada (CIQA) por la facilidad para realizar el trabajo de tesis en sus instalaciones y por la beca otorgada a través del proyecto.

REFERENCIAS

[1] Chen, W. C., Wang, M. W., Fu, G. L., & Chen, C. T. (2008, July). Optimization of plastic injection molding process via Taguchi's parameter design method, BPNN, and DFP. In 2008 International Conference on Machine Learning and Cybernetics (Vol. 6, pp. 3315-3321). IEEE.

[2] Chen, W. C., Fu, G. L., Tai, P. H., & Deng, W. J. (2009). Process parameter optimization for MIMO plastic injection molding via soft computing. *Expert Systems with Applications*, 36(2), 1114-1122.

[3] Chen, W. C., & Nguyen, M. H. (2015). Optimization of the plastic injection molding process using taguchi method, RSM, and GA.

[4] Najihah, S. N., Shayfull, Z., Nasir, S. M., Saad, M. S., Rashidi, M. M., Fathullah, M., & Noriman, N. Z. (2016). Analysis of Shrinkage on Thick Plate Part using Genetic Algorithm. In *MATEC Web of Conferences* (Vol. 78, p. 01083). EDP Sciences.

[5] Zhao, J., Cheng, G., Ruan, S., & Li, Z. (2015). Multi-objective optimization design of injection molding process parameters based on the improved efficient global optimization algorithm and non-dominated sorting-based genetic algorithm. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 78(9-12), 1813-1826.

[6] Holland, J. H. (1975). *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. U Michigan Press