



# Aplicación de los Algoritmos Genéticos para la Experimentación en Manufactura

Mares Castro Armando

Tecnológico Nacional de México / ITS de Purísima del Rincón, Blvd. Del Valle # 2301, Guardarrayas, Purísima del Rincón, Guanajuato. C.P. 36413, México. Tel. +4767447100, e-mail: [armando.mc@purisima.tecnm.mx](mailto:armando.mc@purisima.tecnm.mx)

## Resumen

*La inspección de calidad en los procesos de manufactura generalmente debe ser de tipo cualitativo, lo cual implica que deba realizarse una clasificación de tipo pasa- no pasa en base a criterios de calidad predeterminados, el objetivo principal es la minimización del porcentaje de defectuosos. Las técnicas del diseño experimental se aplican a los procesos de manufactura con la finalidad de encontrar los niveles óptimos para los parámetros del proceso a través de un modelado matemático basado en técnicas de superficie de respuesta. Se propone la optimización a través de una técnica de búsqueda adecuada basada en Algoritmos Genéticos. La metodología propuesta en el caso de análisis fue aplicada a un proceso de fabricación de suelas en la etapa de vulcanización, lográndose una reducción significativa en el porcentaje de defectuosos, con un efecto positivo en la reducción de costos por mala calidad en el producto.*

**Palabras clave:** Algoritmos Genéticos, Diseño de experimentos, Modelos lineales generalizados, Proceso de suelas de hule, Optimización.

## 1. Introducción

Los procesos de manufactura consisten en la transformación de materias primas en productos terminados, sus etapas consisten en el diseño del producto, la selección de materias primas y la secuencia de los procesos a través de los cuales es manufacturado el producto. A medida que avanza el producto a lo largo de los procesos en los cuales se ha vuelto un producto de utilidad, se dice que dicho producto ha adquirido un valor, el cual se define como valor monetario o precio del mercado.

La aplicación de procesos físicos y químicos en la materia prima alteran su geometría, propiedades y apariencia con el fin de producir partes terminadas o productos. Los procesos de manufactura involucran una combinación de máquinas, herramientas, energía y labor manual; los procesos de manufactura siempre son realizados como una secuencia de operaciones, las cuales deben integrarse desde los métodos de manufactura, planeación del proceso, ensamble, pruebas y aseguramiento de la calidad. Los objetivos y responsabilidades que deben cumplir todas las áreas de manufactura son las siguientes:

- Un producto debe cumplir con los requerimientos de diseño, especificaciones y estándares.
- Un producto debe realizarse de la forma más eficiente (económicamente) y con un mínimo de métodos complejos.



- La calidad debe integrarse en cada una de las etapas de manufactura del producto, desde el diseño hasta el ensamble. Esto es preferible a tener fallas en pruebas de calidad posteriores a la manufactura.
- Las actividades de manufactura deben cubrir varios requerimientos, ya que debe ser manufacturado de la manera más económica posible y con el uso de métodos amigables con el medio ambiente.
- Deben implementarse nuevas estrategias sobre organización en manufactura, nuevos desarrollos de materiales y métodos computacionales sobre producción e integración, los cuales también deben ser evaluados de forma constante.
- Una organización manufacturera debe intentar alcanzar de forma consistente los más altos niveles de calidad y productividad (el uso óptimo de recursos, materiales, máquinas, energía, capital, mano de obra y tecnología).

La experimentación aplicada en la mejora de calidad en procesos de fabricación de suelas ha sido analizada por Mares y Domínguez [1], en ésta propuesta se trabajó en un proceso de fabricación de suelas de poliuretano en una empresa proveedora del principal fabricante de calzado en México. La aplicación se trabajó dentro del esquema del Diseño Robusto de Parámetros basado en una optimización de una medida de desempeño independiente de ajuste (PerMIA por sus siglas en inglés).

En relación a la aplicación de técnicas de diseño experimental aplicadas a la optimización de procesos del hule, Maridass y Gupta [2] presentaron una investigación sobre la predicción de los parámetros del proceso de devulcanización de residuos de polvo de caucho obtenidos de una fábrica de residuos de taponos de jeringas médicas, en ésta investigación se utilizó la metodología de superficie de respuesta a través del uso de un diseño central compuesto. Miranda et al [3] presentaron una investigación sobre la optimización de parámetros de un proceso de llantas de caucho y desperdicios plásticos con la finalidad de minimizar la producción de la fracción líquida en un reactor mediante técnicas de superficie de respuesta. El análisis de superficie de respuesta también se aplica para la determinación de los niveles óptimos en formulaciones, Salvatori et al [4] presentaron una investigación sobre la optimización multirespuesta con enfoque de deseabilidad aplicada en la mejora de las propiedades mecánicas de un compuesto formado por tres hules sintéticos.

La tecnología del hule tiene una historia fascinante desde las selvas de Brasil hasta su diseño como un material estratégico durante la segunda guerra mundial. El material principal está disponible en muchas variedades la mayoría de los cuales son de origen sintético. Todas éstas variaciones tienen su propia combinación de propiedades especiales para encontrar un nicho en el mercado de productos. Actualmente se realizan muchas pruebas de laboratorio con el fin de garantizar la satisfacción del cliente final. La física y la química del caucho se utilizan para explicar por qué el caucho de comporta como lo hace [5].

Los objetivos de ésta investigación son la determinación y aplicación de una metodología genérica de mejora de la calidad por atributos en procesos de manufactura que presenten una variedad amplia de defectos en el producto final con la finalidad de reducir el porcentaje global de defectuosos mediante la optimización y determinación de los parámetros adecuados del proceso a través de la aplicación de técnicas experimentales en línea (cuando el proceso ya está corriendo) y que sirva como una opción correctiva de los defectos. El enfoque de la propuesta se basa en la selección de los esquemas experimentales que permitan la eficiencia experimental y el uso adecuado de los recursos a través de la realización de un número aceptable de corridas que genere la información requerida y el uso adecuado de los recursos, ya que el proceso debe dejarse correr bajo ciertas condiciones específicas. Si los niveles del proceso son seleccionados inadecuadamente se corre el riesgo de disparar el número de defectos en las corridas experimentales. Otra aportación importante de la investigación se basa en el uso de optimización restringida mediante el uso de algoritmos genéticos.



## 2. Proceso de fabricación de suelas de hule

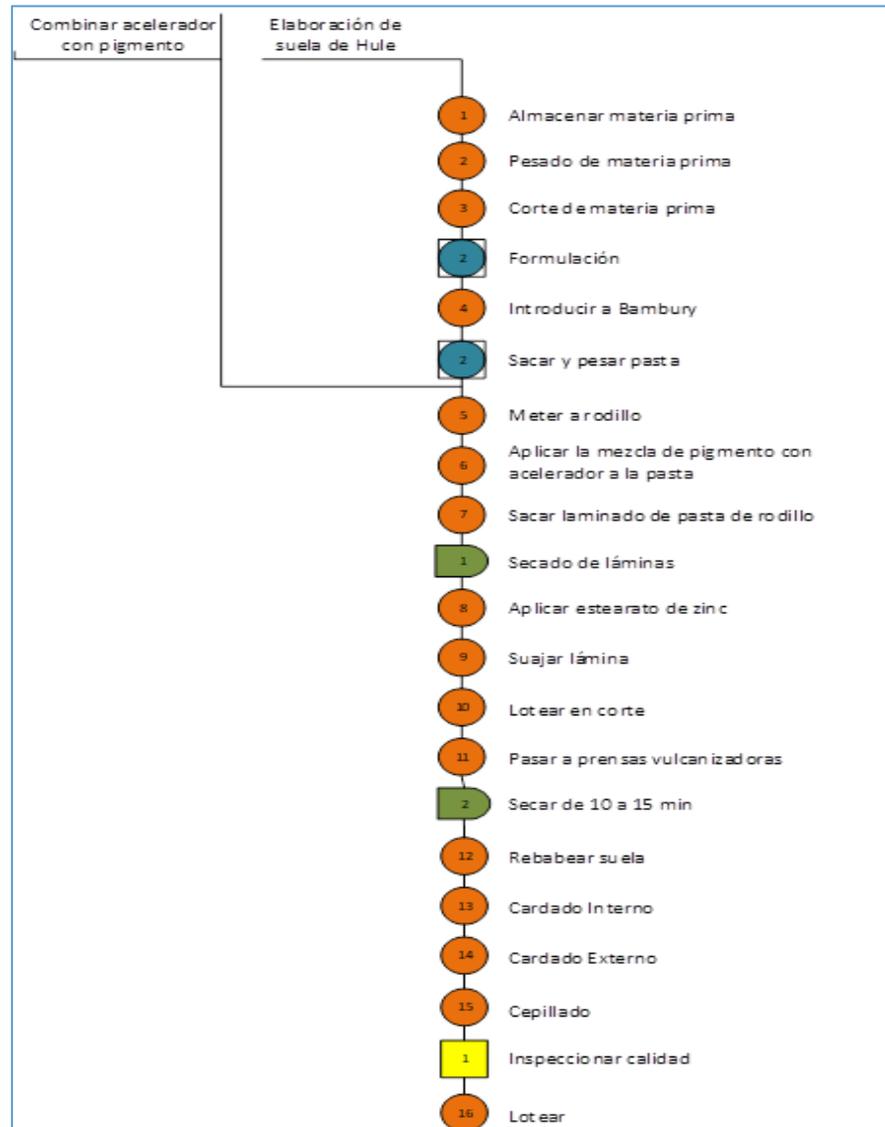


Figura 1. Proceso de fabricación de Suela de Hule

El proceso de fabricación de suela de hule presenta una importante complejidad a través de su secuencia de operaciones, la cual se muestra en la Figura 1. La parte inicial del proceso consiste en la formulación y pesado de los materiales tales como la goma elastomérica cruda, rellenos de carbonato, silicatos, aceites, ceras, ácidos y químicos formando los lotes iniciales de material como se muestra en la Figura 2.



**Figura 2. Formulación y pesado de los materiales**

La mezcla inicial de los materiales es llevado a un molino con cuchillas especiales y temperatura denominado “Bámbury” (Figura 3), en el cual se hace un mezclado de los materiales con una combinación de temperatura y tiempo con la finalidad de formar una pasta (Figura 4) con cierto grado de uniformidad con la finalidad de prepararlo a la siguiente etapa del proceso.



**Figura 3. Molino Bámbury**



**Figura 4. Pasta de material**

Una vez que se ha pesado la pasta se le agregan las especificaciones del cliente aplicando pigmento (color) y aceleradores, cuya función es que la pasta no se vulcanice con la temperatura de los rodillos mezcladores (Figura 5), los cuales también tienen una temperatura de funcionamiento. Aquí se prepara el material en forma de láminas.



**Figura 5. Molinos mezcladores tipo rodillos**

Una vez que se ha completado el proceso de laminado del material se cuelgan las tiras en carritos para un proceso de enfriado frente a un ventilador, en ésta área también se encuentra una máquina suajadora con la cual se cortan las tiras con una forma aproximada de la suela con el fin de preparar el material en la dimensión y peso necesarios antes de ingresar a los moldes de vulcanizado.



**Figura 6. Área de enfriamiento y suajado de tiras**

El siguiente proceso es el vulcanizado de la suela, la cual se realiza en el área de moldes (Figura 7) y se trabaja con una combinación de 3 factores críticos: presión, tiempo y temperatura. En éste proceso es en el que se pueden generar la mayor parte de los defectos de calidad en el producto, por lo que es importante tener un control adecuado de los parámetros del proceso con la finalidad de garantizar los atributos de calidad en el producto final.



**Figura 7. Área de moldes**

Una vez concluidos los procesos de formación del producto final se procede a dar el acabado final al producto en el área de preacabado (Figura 8) en las cuales se realizan los procesos de rebabeado de suela para retirar el material sobrante a los lados del producto, cardado interno para crear un canal que servirá al momento de unir la suela con el corte en montado, el cardado externo para detallar y el cepillado para mejorar la vista de la suela, al final de éstos procesos se realiza una inspección de la suela.



**Figura 8. Área de preacabado**

Los criterios de calidad para clasificación de la suela son principalmente de tipo cualitativo (conforme- no conforme), ya que si la suela tiene presente el defecto será clasificada como defectuosa. Algunos de los defectos que pueden presentarse en el producto son: pasta en la suela, falta de llenado, suela cruda, suela rota, falla de material, suelas contaminadas, material extraño, burbujas, invasión de color, suelas mordidas, suela con dos tonos, tono incorrecto, exceso de material, sucias, falla de prensa, falla de molde, exceso de desmoldante, entre otras.

La mayor parte de los defectos se generan en el proceso de vulcanizado y la tasa inicial de defectos en la empresa al comenzar el proyecto era de 9.053% de defectuosos en la producción, recordando que uno de los objetivos de la propuesta es la reducción de la fracción disconforme muestral en los lotes de producto terminado.



### 3. Planteamiento del problema

La metodología de superficie de respuesta es una estrategia experimental para modelar condiciones de operación en un proceso y ha sido analizada ampliamente en la literatura [6]. El modelo utilizado generalmente es un polinomio de segundo orden ajustado mediante el método de mínimos cuadrados (1)

$$Y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon \quad (1)$$

El modelo seleccionado para el análisis fue un diseño central compuesto [7] y [8], con el cual es posible la estimación de un modelo completo de segundo orden incluyendo interacciones y términos cuadráticos para la estimación de curvatura pura.

Debido a que la respuesta que se va a manejar es de tipo proporciones, se sabe de antemano que no se cumplirán los supuestos clásicos para los modelos de regresión, ya que la variable aleatoria  $Y$  es una variable aleatoria de Bernoulli. Para el caso de análisis se plantea el uso de un modelo de regresión basado en los modelos lineales generalizados [9] particularmente el modelo de regresión logística, que tiene mejor aplicación cuando las respuestas tienen una distribución Binomial o de Bernoulli, como el caso de análisis (la proporción de defectuosos).

En un modelo de regresión logística se considera que la respuesta toma valores de 0 a 1, suponiendo que el modelo es (2)

$$y_i = \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta} + \varepsilon_i \quad (2)$$

Donde  $\mathbf{x}_i' = [1, x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}]$ ,  $\boldsymbol{\beta}' = [\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k]$  y la variable de respuesta  $y_i$  toma valores entre 0 y 1. Se asume que la variable de respuesta  $y_i$  es una variable aleatoria Bernoulli con distribución de probabilidad  $P(y_i = 1) = \pi_i$  si  $y_i = 1$ , y  $P(y_i = 0) = 1 - \pi_i$  si  $y_i = 0$ . El valor esperado de  $y_i$  es  $E(y_i) = 1(\pi_i) + 0(1 - \pi_i) = \pi_i$ , dado que  $E(\varepsilon_i) = 0$ . Así de la ecuación (2) se tiene que  $E(y_i) = \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta} = \pi_i$ . Desde esta descripción, la varianza de  $y_i$  se obtiene como ejemplo,  $\sigma_{y_i}^2 = \pi_i(1 - \pi_i)$ , con lo que se demuestra que la media y la varianza están relacionados. En resumen, el modelo de regresión logística está en la forma de la distribución de Bernoulli y la variable  $y_i$  es independiente en cada ensayo y valor esperado

$$\pi = \frac{e^{(\beta_0 + \mathbf{x}'\boldsymbol{\beta} + \mathbf{x}'\mathbf{B}\mathbf{x})}}{1 + e^{(\beta_0 + \mathbf{x}'\boldsymbol{\beta} + \mathbf{x}'\mathbf{B}\mathbf{x})}} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \mathbf{x}'\boldsymbol{\beta} + \mathbf{x}'\mathbf{B}\mathbf{x})}} \quad (3)$$



Los parámetros del modelo en (2) y (3) son estimados por el método de máxima verosimilitud. El modelo (3) se reescribe como en (4)

$$g(\pi) = \log\left(\frac{\pi}{1-\pi}\right) = \beta_0 + \mathbf{x}'\beta + \mathbf{x}'\mathbf{B}\mathbf{x} \quad (4)$$

Así, la función de máxima verosimilitud se expresa como

$$l(\boldsymbol{\pi}; \mathbf{y}) = \sum_{i=1}^n y_i \log\left(\frac{\pi_i}{1-\pi_i}\right) + m_i \log(1-\pi_i) \quad (5)$$

El esquema de optimización seleccionado es optimización restringida por medio de algoritmos genéticos [10] los cuales se basan en un proceso de selección natural que imita la evolución biológica, partiendo de una población inicial aleatoria que va generando nuevos y mejores individuos en base a técnicas como la mutación, combinación, etc. Los algoritmos genéticos presentan mayor eficiencia de búsqueda de la solución global en funciones altamente no lineales. Debido a que la función a optimizar (función de fitness) contendrá elementos cuadráticos y exponenciales a razón del modelo de regresión logística, los algoritmos genéticos se presentan como una mejor opción a otras estrategias de optimización.

El esquema de optimización restringida se presenta como (6)

$$\begin{aligned} \min Y_x \\ \text{s.a. } h(x) = T \\ g(x) \leq V \end{aligned} \quad (6)$$

La estrategia puede extenderse a casos en los que se manejen restricciones lineales y no lineales de tipo igualdad y desigualdad. La metodología propuesta se resume como sigue:

1. Analizar el proceso y definir las variables experimentales.
2. Aplicar un diseño experimental para superficie de respuesta, realizar las corridas en línea y obtener los lotes para cada corrida.
3. Realizar una clasificación del producto conforme o no conforme de acuerdo a los criterios de calidad por parte de los inspectores de calidad expertos, determinar el porcentaje de defectos.
4. Ajustar un modelo de regresión logística a partir del esquema experimental y las respuestas obtenidas, aplicar un método de selección de términos para obtener el mejor modelo (stepwise regresión [10]).
5. Optimizar el modelo obtenido aplicando los límites permisibles por el proceso, realizar corridas de verificación.



Con la finalidad de obtener los datos experimentales se seleccionó un molde del proceso de producción, del cual se tomó toda la producción del día (la producción promedio diaria del molde fue de 240 piezas, que representa el tamaño de la muestra), y se encargó al equipo de inspectores de calidad dar el seguimiento específico y clasificar las piezas como conformes o no conformes, a partir de lo cual se realizó el cálculo de las proporciones de defectuosos, la matriz experimental y proporciones de defectuosos obtenidas se muestran en la Tabla 1.

**Tabla 1. Matriz experimental y proporciones de defectuosos obtenidas**

Exp	Temperatura (°C) X1	Presión (lb/plg2) X2	Tiempo (min) X3	% defectuoso Y
1	0.0	0.0	0.0	0.05
2	-1.0	-1.0	1.0	0.052173913
3	1.0	-1.0	-1.0	0.120833333
4	0.0	0.0	0.0	0.040909091
5	0.0	0.0	0.0	0.057894737
6	-1.0	1.0	-1.0	0.046666667
7	0.0	0.0	1.68179	0.084
8	-1.0	-1.0	-1.0	0.054761905
9	0.0	0.0	0.0	0.058333333
10	0.0	0.0	-1.68179	0.083870968
11	0.0	0.0	0.0	0.038095238
12	1.0	1.0	1.0	0.033333333
13	1.68179	0.0	0.0	0.08
14	1.0	-1.0	1.0	0.005555556
15	-1.68179	0.0	0.0	0.074193548
16	-1.0	1.0	1.0	0.045833333
17	0.0	0.0	0.0	0.042857143
18	0.0	1.68179	0.0	0.07037037
19	0.0	0.0	0.0	0.030434783
20	0.0	0.0	0.0	0.061538462
21	0.0	0.0	0.0	0.042105263
22	0.0	-1.68179	0.0	0.042857143
23	1.0	1.0	-1.0	0.06

Los factores experimentales son la temperatura, presión y tiempo, los niveles de cada uno de los factores están codificados según el arreglo tipo diseño central compuesto, los niveles de -1 a 1 son niveles experimentales que se pueden trabajar de forma adecuada dentro del proceso, mientras que los puntos estrella se trabajaron con la finalidad de cubrir las necesidades experimentales, pero son niveles del proceso poco recomendables según la experiencia de los supervisores.

## 4. Resultados

**Tabla 2. Pruebas de razón de verosimilitud**

Factor	Chi-Cuadrada	Gl	Valor-P
X3	4.09216	1	0.0431
X1*X3	8.70403	1	0.0032
X2*X3	4.55253	1	0.0329
X3^2	4.08722	1	0.0432



El ajuste del modelo de regresión logística arrojó términos no significativos, para realizar una selección de los términos se aplicó la técnica de selección de términos hacia atrás con la cual quedaron 4 términos mostrados en las pruebas de razón de verosimilitud en la Tabla 2.

En el modelo resultante se tiene un término lineal, dos interacciones y un término cuadrático, todos ellos muestran un valor p inferior a  $\alpha=0.05$  indicando un efecto importante en el modelo de regresión.

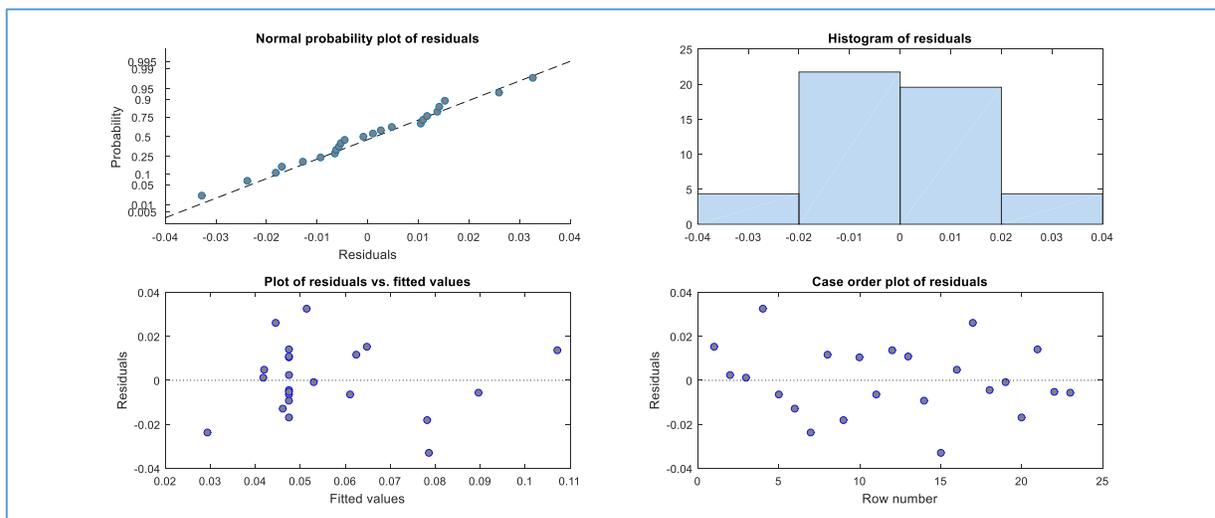
**Tabla 3. Análisis de Desviación para el modelo de regresión logística**

Fuente	Desviación	Gl	Valor-P
Modelo	22.1815	4	0.0002
Residuo	28.2902	18	0.0578
Total (corr.)	50.4716	22	

Como el valor P de la tabla de Análisis de Desviación es menor que  $\alpha=0.05$ , existe una relación significativa entre las variables, con un nivel de confianza del 95 %. Además, el valor P para los residuos es mayor que 0.05 indicando que el modelo no es significativamente peor que el mejor modelo posible para éstos datos con un nivel de confianza del 95%.

El modelo estimado de regresión logística por el método de máxima verosimilitud queda como (7)

$$Y = \frac{1}{1 + e^{(2.93919 + 0.141831X_3 + 0.289083X_1X_3 - 0.207114X_2X_3 - 0.133095X_3^2)}} \quad (7)$$



**Figura 9. Gráficos de residuos para proporción de defectuosos**



En la Figura 9 se muestran los gráficos de residuales para el modelo de regresión logística, en los cuales se observa un buen comportamiento en cuanto a los supuestos de independencia, normalidad y varianza constante, con lo cual se verifica que el modelo obtenido es adecuado y se procede a realizar el proceso de optimización para la obtención de los niveles adecuados del proceso.

Para la optimización del modelo de regresión se utilizó el optimization toolbox de Matlab 2018b, por medio de la siguiente función:

```
function [x,fval,exitflag,output,population,score] = codigocorr(nvars,lb,ub)
options = gaoptimset;
options = gaoptimset(options,'Display', 'off');
[x,fval,exitflag,output,population,score] = ...
ga(@proporcion,nvars,[],[],[],[],lb,ub,[],[],options);
```

Los parámetros de ingreso fueron población inicial = 50, para la reproducción se definió el conteo de la élite en 0.05 x el tamaño de población y la fracción crossover en 0.8, migración en 0.2, 20 intervalos, generaciones= 100\* el número de variables, tiempo y fitness en infinito, el crossover y la mutación son dependientes de las restricciones.

Los resultados obtenidos de la optimización se muestran en la Tabla 4

**Tabla 4. Niveles óptimos obtenidos para el proceso**

Factor	Variable	Nivel óptimo codificado	Valor óptimo Real
Temperatura	X1	1	190°C
Presión	X2	-1	1400 lb/in2
Tiempo	X3	1	8.00 min

La proporción de defectuosos estimada a través de los niveles óptimos es de 0.0309. Se realizó una corrida de verificación con los niveles óptimos encontrándose 3 defectuosos de un total de 244 piezas, lo cual resulta en un porcentaje de defectos de 0.0123, con lo cual se observa una proporción de defectuosos aún menor que la estimada de forma teórica. Al hacer la comparación con la situación inicial, se tiene una reducción de la proporción de defectuosos del 0.059 (5.9 %).

## Conclusiones

La experimentación industrial es una poderosa herramienta para la mejora de la calidad en los procesos de manufactura, particularmente cuando se tiene una inspección del tipo pasa – no pasa se pueden utilizar modelos de regresión logística con el fin de modelar éste tipo de respuestas de forma más adecuada. Los esquemas de optimización basados en técnicas de búsqueda pueden ser más



eficientes que los esquemas de optimización tradicionales, ya que pueden tenerse funciones altamente no lineales que no permitan la obtención del óptimo global.

En más recomendable la realización de experimentación en la fase de diseño del producto, pero cuando el producto ya ha entrado al proceso de producción y empiezan a surgir problemas de calidad es importante la determinación de los esquemas experimentales más eficientes con la finalidad de tener una mayor eficiencia en el uso de los recursos experimentales con la finalidad de obtener la mayor información posible del proceso sin tener que generar muchos defectuosos.

## Referencias

- [1] Mares, A., & Dominguez, J. (2015). Robust Design in Generalised Linear Models for Improving The Quality of Polyurethane Soles. *The South African Journal of Industrial Engineering*, 26(3), 152–166. <https://doi.org/10.7166/26-3-1181>
- [2] Maridass, B., & Gupta, B. R. (2008). Process optimization of devulcanization of waste rubber powder from syringe stoppers by twin screw extruder using response surface methodology. *Polymer Composites*, 29(12), 1350–1357. <https://doi.org/10.1002/pc.20379>
- [3] Miranda, M., Pinto, F., Gulyurtlu, I., Cabrita, I., Nogueira, C. A., & Matos, A. (2010). Response surface methodology optimization applied to rubber tyre and plastic wastes thermal conversion. *Fuel*, 89(9), 2217–2229. <https://doi.org/10.1016/J.FUEL.2010.03.009>
- [4] Salvatori, P. E., Sánchez, G., Lombardi, A., Nicocia, E., Bortolato, S. A., & Boschetti, C. E. (2018). Optimization of properties in a rubber compound containing a ternary polymer blend using response surface methodology. *Journal of Applied Polymer Science*, 135(30), 46548. <https://doi.org/10.1002/app.46548>
- [5] Ciesielski, A. (1999). *Castable Polyurethanes. An Introduction to Rubber Technology*.
- [6] Khuri, A. I., Cornell, J. A., & Cornell, J. A. (2018). *Response Surfaces: Designs and Analyses*. Routledge. <https://doi.org/10.1201/9780203740774>
- [7] Box, G. E. P., & Draper, N. R. (1987). *Empirical model-building and response surfaces*. Wiley.
- [8] Draper, N. R. (1982). Center Points in Second-Order Response Surface Designs. *Technometrics*, 24(2), 127. <https://doi.org/10.2307/1268490>
- [9] McCullagh, P. (Peter), & Nelder, J. A. (1989). *Generalized linear models*. Chapman and Hall.
- [10] Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2012). *Introduction to linear regression analysis. Introduction to Linear Regression Analysis (5th ed.)*. Wiley.