



INFORME *IN EXTENSO*
DE ESTUDIO DE INVESTIGACIÓN CON/CON 2015

A. DATOS GENERALES DEL ESTUDIO

1. Título del estudio.

Comparación de optimización de proceso de elaboración de alimentos mediante metodología de superficie de respuesta y algoritmos genéticos

2. Código del estudio.

1	5	1	7	0	1	0	2	1
---	---	---	---	---	---	---	---	---

3. Facultad. Ingeniería Industrial.

4. Programa y Línea de investigación. Ingenierías. Ingeniería Industrial.
Desarrollo de modelos, simulación y optimización de procesos.

5. Instituto, Centro o Unidad de Investigación.

Instituto de Investigaciones en Ingeniería Industrial.

6. Miembros del equipo de investigación.

Responsable:

Dr. Ing. Juan Manuel Cevallos Ampuero. (Obtención y análisis de información)

Miembros A:

Mg. Ing. Raez Guevara Luis Rolando. (Proceso de información)

Miembro B:

Mg. Ing. Mayta Huatuco Rosmeri Agustina (Proceso de información)

Colaboradores:

Estudiantes:

Patricio Roldan Juan Fernando Alexander (Obtención de información)

Acuña Espinoza Alex Anibal (Obtención de información)

Cutipa Luque Miguel Angel (Obtención de información)

7. Firma del Responsable del estudio:

B. CONTENIDO DEL INFORME *IN EXTENSO*:

1. Resumen y 2. Palabras clave

1. Abstract

In this paper is developed a comparison between optimization with response surface methodology and optimization with genetic algorithms and applied to cases of food. It seeks to optimize processes that have multiple variables and complex relationships between variables. Many problems are done with traditional optimization methods that are overcome by using the qualities of genetic algorithms. The proposed methodology has three steps: establishing the experimental design and data extraction; then calculate the regression equations and finally optimized with genetic algorithms. At work, after presenting the methodology an application example demonstrating the virtues of the proposed method. For calculations used the Matlab software. The main conclusion is that the combination of response surface methodology and genetic algorithms can optimize processes better than traditional methods.

2. **Keywords:** Response Surface Methodology, Genetic Algorithms, Optimization, Food.

1. Resumen

En el presente trabajo se desarrolla una comparación entre la optimización con metodología de superficie de respuesta y la optimización con algoritmos genéticos y se aplica a casos de alimentos. Se busca optimizar procesos que tengan varias variables y entre las variables se presenten relaciones complejas. Lo que con dificultad se realiza con métodos tradicionales de optimización es superado al utilizar las cualidades de los algoritmos genéticos. La metodología propuesta tiene tres pasos: establecer el diseño experimental y obtener los datos; luego calcular las ecuaciones de regresión y finalmente optimizar con algoritmos genéticos. En el trabajo, luego de plantear la metodología se presenta un ejemplo aplicativo que demuestra las virtudes del método propuesto. Para los cálculos se utiliza el software Matlab. La principal conclusión es que la combinación de la metodología de superficie de respuesta y los algoritmos genéticos permite optimizar procesos de manera superior a los métodos tradicionales.

2. **Palabras clave:** Metodología de Superficie de Respuesta, Algoritmos Genéticos, Optimización, Alimentos.

3. Introducción - objetivos

Se expone la importancia de los resultados de la investigación, si se cumplieron los objetivos, si resolvió las preguntas y si demostró la hipótesis de la investigación, no incluir conclusiones del trabajo que se está presentando.

4. Metodología y técnicas de investigación utilizadas

Definir si la investigación es teórica o aplicada. La tipología debe ser precisa: estudio descriptivo, exploratorio, correlacional, experimental o cuasi experimental. Identificar la población-muestra seleccionada y las unidades de observación, en caso sea necesario. Debe señalarse las herramientas o instrumentos o técnicas aplicados en la recolección de los datos.

5. Exposición estructurada (capítulos, títulos, subtítulos, tablas, gráficos según corresponda) de los resultados de la investigación

La exposición de resultados se hará de acuerdo a la modalidad de presentación que caracteriza a las áreas de Ciencias (A, B y C) y las económico empresariales y humanidades (D y E).

6. Interpretación de datos

Se debe contrastar, comparar y discutir los resultados obtenidos con los esperados y con otras investigaciones reportadas.

7. Conclusiones

Deben ser la síntesis de la investigación y guardar coherencia con los objetivos y las hipótesis, no deber ser explicativas, sino precisas y concretas.

8. Recomendaciones

Son las propuestas de implementación específica del estudio en el contexto histórico social.

9. Referencias bibliográficas

Señala las referencias bibliográficas citadas. Use las normas editoriales estándar de su área de investigación. Estas deben ser específicas al tema o investigación desarrollada y tener como mínimo 10 referencias de los últimos 10 años.

10. Anexos

Cuando proceda: encuestas, tablas, etc.

3. Introducción

La mejora de la eficiencia y eficacia de los procesos y productos se logra en un nivel superior mediante la optimización. Justamente de eso se trabajó en la presente investigación. Se ha desarrollado una metodología de optimización de procesos de alimentos mediante la comparación de las técnicas de Metodología de Superficie de Respuesta y Algoritmos Genéticos. Para ello se desarrolló de la metodología aplicando la técnica de metodología de superficie de respuesta en procesos de alimentos, con base a casos de investigaciones previas; de igual manera se desarrolló la metodología aplicando la técnica de algoritmos genéticos en procesos de alimentos; seguidamente se compararon las técnicas y finalmente, se determinación de una metodología recomendada

Montgomery, D. [1] plantea que la Metodología de Superficie de Respuesta MSR es un conjunto de técnicas matemáticas utilizadas en el tratamiento de problemas en los que una variable respuesta de interés está influida por varios factores o variables de carácter cuantitativo. Para éste propósito se diseña un experimento que proporcione valores de la variable respuesta y, a continuación, se determina el modelo matemático que mejor se ajusta a los datos obtenidos. Luego se establecen los valores de los factores que optimizan el valor de la variable respuesta.

Los pasos que se siguen para optimizar un proceso con la metodología de superficie de respuesta son, selección del proceso, caracterización del proceso, Ajuste de modelo de primer orden, Determinación de la ruta de ascenso más pronunciado, Ajuste de modelo de segundo orden, Diseño del proceso robusto

Selección del Proceso, se realiza con participación de trabajadores del proceso se seleccionará uno o varios procesos a optimizar.

Caracterización del Proceso, consiste en revisar las actividades que se desarrollan para realizar el proceso y con base a ello se define de manera exploratoria un conjunto de factores que influyen en la respuesta que se espera obtener. Seguidamente se aplica análisis factorial a efectos de determinar los factores significativos. Se determinan los parámetros iniciales del proceso.

Ajuste de modelo de primer orden, consiste en aplicar la técnica de diseño de experimentos factorial fraccional de primer orden para determinar los parámetros iniciales del proceso y su interrelación.

Determinación de la ruta de ascenso más pronunciado, consiste en determinar la ruta de ascenso más pronunciado para la mejora y se realizan sucesivas aplicaciones en dicha ruta de mejora hasta llegan a un punto de inflexión.

Ajuste de modelo de segundo orden, consiste en aplicar la técnica de

diseño de experimentos factorial fraccional de segundo orden y se calcula la ecuación canónica del proceso para determinar los parámetros optimizados del proceso y su interrelación.

Diseño del proceso robusto, consiste en determinar los factores no controlables del proceso y con base a ellos proceder al siguiente paso de optimización del proceso.

Optimización del procesos, consiste en determinar los valores de las variables que permiten optimizar la respuesta, ello se realiza mediante la técnica gráficos de contorno o el método de la ecuación canónica propuesto por Khuri y Cornell [2] o el de Derringer y Suich [3] de optimización multirespuesta con la función deseabilidad. Hay más métodos, pero los antes mencionados son los más utilizados.

Los modelos de primero y segundo orden son los dados por las ecuaciones 1 y 2, siguientes:

Modelo de primer orden:

ecuación 1

Modelo de segundo orden:

$$Y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i X_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} X_i^2 + \sum_{i,j,i < j} \beta_{ij} X_i X_j + \varepsilon \quad \text{ecuación 2}$$

Donde Y es la respuesta(s), β son los coeficientes de las ecuaciones, y X_i son las variables independientes.

La principal limitación de este método es que el cálculo de los valores óptimos es muy complejo cuando se tratan de varias respuestas que tienes funcione de mayor orden al primero. Entonces el error es alto y por otro lado se tienen limitaciones para determinar los diversos valores de la superficie que contiene las respuestas que optimizan el respectivo proceso. Justamente ello se trata superar mediante el presente trabajo. Para tal efecto, se ha seleccionado la técnica de algoritmos genéticos.

Sobre Algoritmos Genéticos, Castañeda, Garmendia y Santos [4] plantean, que son normalmente empleados para encontrar soluciones óptimas en ingeniería y problemas de diseño donde puede existir una solución alternativa, pero su evaluación no puede ser determinada hasta que ésta ha sido implementada y probada. En tales casos, la solución óptima se puede buscar mediante generación manual, implementando y probando las alternativas o por aproximaciones hechas de manera gradual, mejorando las soluciones no óptimas encontradas. Pero de esta manera la complejidad del problema en cuestión aumenta; los procedimientos llegan a ser cada vez más insatisfactorios y laboriosos. Por lo tanto, era necesario el establecimiento de un método automático que explote la capacidad computacional de los ordenadores para realizar voluminosas exploraciones combinatorias. Los algoritmos genéticos van más allá de un proceso combinatorio estándar siendo éstos un poderoso mecanismo que apunta a combinaciones potencialmente fructíferas.

Estado de Arte

Sobre Algoritmos Genéticos; según, Alvarez et al, [5] los algoritmos genéticos son procedimientos de búsqueda que emulan el proceso de evolución en la naturaleza, como lo explica la teoría de Darwin. Ellos fueron propuestos por Holland [6], y desarrollado más tarde por Goldberg [7]. Se basan en la supervivencia del más apto, la reproducción y la búsqueda de nuevas soluciones en cada etapa o generación. Una solución se codifica en un cromosoma. El modo de codificación más frecuentemente utilizado es codificación binaria. Los algoritmos comienzan con una población de soluciones generada de forma aleatoria o por un procedimiento de siembra. Esta población es representativa del espacio de soluciones factibles. El tamaño de la población depende de la naturaleza del problema. Generalmente, una población inicial mayor aumenta la posibilidad de explorar el espacio de soluciones. El algoritmo evalúa la calidad de cada solución con la función de ajuste. Con el uso de operaciones evolutivas, como la recombinación, mutación y selección, el algoritmo genético crea una nueva generación de población. El conjunto de soluciones generadas incluye algunas soluciones con buenas características, que son seleccionados para unirse a las nuevas poblaciones. Luego, se evalúa

la aptitud de cada individuo de la nueva población. La función objetivo se utiliza directamente en lugar del uso tradicional de la información del gradiente. Por esta razón, la función objetivo no necesita ser continua, diferenciable o convexa. Las variables pueden ser continuas, discretas, y / o categóricas. Todo ello muestra que los algoritmos genéticos son un método muy flexible, que los hacen capaces de hacer frente a una gran variedad de problemas.

Asimismo, la referencia [5] sostiene que la solución de un problema con Algoritmos Genéticos sigue seis pasos:

1. Creación de una población inicial: un conjunto inicial de soluciones o cromosomas es generado aleatoriamente o mediante un procedimiento de siembra.
2. Evaluación del ajuste: la calidad de cada solución de la población se evalúa utilizando la función de ajuste.
3. Selección: con este proceso se eligen soluciones prometedoras para pasar a la siguiente generación a expensas de otras soluciones que se consideran mal adecuadas para el objetivo.
4. Crossover: este proceso consiste en tomar dos cadenas o padres de la población y la realización de un intercambio al azar de porciones entre ellos para formar una nueva solución. Este nuevo cromosoma tiene información de ambos padres.
5. Mutación: implica la realización de cambios en los valores individuales de las variables en una solución. Si el sistema de codificación es binario, la mutación consiste en la conmutación de bits individuales a lo largo de la cadena, el cambio de un cero a uno, y viceversa. Las mutaciones sirven para mantener la diversidad de la población, reduciendo la probabilidad de encontrar un mínimo local o máximo local en lugar de la solución óptima global.
6. Comprobación de si el criterio de finalización es satisfecho. Si el criterio de finalización no es satisfecho el proceso vuelve al paso número 3. Si se satisface el criterio el algoritmo termina.

Villar, Millán y Di Scipio [8], estudian el proceso de producción de emulsiones concentradas de aceite de maíz en agua utilizando un surfactante no iónico etoxilado, y para optimizar el proceso utilizan la metodología de superficie de respuesta. Utilizando un diseño factorial 2³ determina que el diámetro promedio superficial de las gotas de la emulsión depende de la proporción aceite: agua, tiempo y velocidad de agitación.

Mondragón et al [9] evaluó el desempeño de nanocompuestos de almidón termoplástico (ATP) / hule natural (HN) / arcilla tipo montmorillonita (MMT) bajo pruebas de tensión utilizando una metodología de superficie de respuesta. Se seleccionó un diseño central compuesto para estudiar el efecto combinado del glicerol utilizado como plastificante para preparar el ATP, del hule natural (9-25,08%) y de la arcilla (2-7,36%). Se determinó que el efecto combinado del glicerol y el hule natural es el factor determinante en la formación de estructuras intercaladas, principalmente por moléculas de hule. La presencia de estas estructuras permitió obtener nanocompuestos de ATP/ HN/MMT con una resistencia a la tensión hasta ocho veces mayor que la del ATP y con elongaciones considerablemente superiores.

Mudahar et al [10] optimizó el proceso de secado de zanahorias utilizando metodología de superficie de respuesta. Trabajaron con cuatro variables de entrada, que fueron la temperatura de secado, el tiempo de exposición, la concentración de biopolímero y el tiempo de blanqueo. Por otro lado, utilizaron como variables de salida el ratio de rehidratación, la pérdida de caroteno y la densidad.

Ravi y Susheelamma [11] realizaron optimización simultánea de un sistema de respuestas múltiples mediante el análisis de la función de deseabilidad de Boondi-making. Trabajan con tres variables independientes: concentración del bateador, temperatura de fritura y tiempo de fritura. El color, ángulo del tono, contenido de aceite, color sensorial, apariencia, desmoronamiento y uniformidad fueron las variables de respuesta.

Floros y Chinnan [12] optimizaron el proceso de pelado de pimientos con metodología de superficie de respuesta considerando siete variables de entrada. Estas variables fueron concentración, temperatura y tiempo del pretratamiento; tiempo de retención, y

concentración, temperatura y tiempo del postratamiento. Por otro lado se consideraron cuatro variable de salida: falat de pelado, perdida por pelado, rendimiento de producto y textura. Asimismo, compararon un procesos monoetapa versus otro con dos etapas.

Draper [13] desarrolla el "Ridge Analysis" de superficie de respuesta para obtener los valores óptimos, el cual implica trabajar con multiplicadores de Lagrange, derivación parcial de las funciones, cálculo de valores estacionarios y la graficación respectiva. Para demostrar las bondades de su método trabaja con los datos usados por Hoerl[14] y trabaja con dos factores.

El resto de éste trabajo está organizado de la siguiente manera. En la sección 4 se presenta metodología. En la sección 5 se desarrolla la propuesta y un ejemplo aplicativo, en la sección 6 se presenta la interpretación de los resultados y finalmente las conclusiones y recomendaciones, son presentadas en las secciones 7 y 8, respectivamente.

4. Metodología

Con base a la información revisada se ha desarrollado una propuesta de mejora de optimización que toma en cuenta las ventajas de la metodología de superficie de respuesta y los algoritmos genéticos.

Se propone seguir una metodología de 3 pasos:

Paso 1. Elaboración del Diseño experimental, obtención de datos y definición de variables y sus rangos de variación; esto último con base a la información del diseño experimental y la calidad que se desee.

Paso 2. Plantear las ecuaciones de regresión que relacionan las variables de entrada con las variables de salida. Una ecuación para cada variable de salida.

Paso 3. Aplicar algoritmos genéticos para optimizar.

La metodología se aplicará a un caso con datos reales y se comparará la optimización clásica con metodología de superficie de respuesta con la obtenida aplicando algoritmos genéticos. Para el trabajo a realizar se trabajará con el software MATLAB.

5. Optimización combinada con metodología de superficie de respuesta y algoritmos genéticos

Se tomó como caso para comprobar la metodología propuesta el trabajo desarrollado por Mudahar et al [10], que consiste en la optimización de un proceso de secado de zanahorias. En este caso se tienen cuatro variables de entrada: que fueron la temperatura de secado (x1), el tiempo de exposición(x2), la concentración de biopolímero(x3) y el tiempo de blanqueo (x4); y tres variables de salida: el ratio de rehidratación (y1), la pérdida de caroteno (y2) y la densidad (y3). Los datos obtenidos por estos investigadores se presentan en la tabla 1.

X1	X2	X3	X4			
Y2	Y3	Y4				
1	1	0	0	8.55	0.131	25.81
1	-1	0	0	7.90	0.196	15.71
-1	1	0	0	7.58	0.170	17.04
-1	-1	0	0	6.82	0.294	17.27
0	0	1	1	8.69	0.135	13.01
0	0	1	0	8.37	0.139	24.05
0	0	-1	1	7.83	0.137	21.31
0	0	-1	-1	8.28	0.143	30.89
0	0	0	0	8.50	0.135	20.71
1	0	0	1	8.76	0.145	29.70
1	0	0	-1	8.40	0.145	26.23
-1	0	0	1	7.83	0.243	12.78
-1	0	0	-1	7.51	0.260	12.65
0	1	1	0	8.33	0.117	14.87
0	1	-1	0	8.06	0.137	24.56
0	-1	1	0	8.09	0.229	13.22

0	-1	-1	0	7.77	0.242	23.97
0	0	0	0	8.87	0.141	16.48
1	0	1	0	8.36	0.124	16.91
1	0	-1	0	8.32	0.136	29.91
-1	0	1	0	7.35	0.207	17.84
-1	0	-1	0	7.27	0.245	25.83
0	1	0	1	6.98	0.119	20.34
0	1	0	-1	7.77	0.128	24.74
0	-1	0	1	7.91	0.241	19.05
0	-1	0	-1	7.73	0.236	29.59
0	0	0	0	8.64	0.139	20.12

Tabla 1 Datos del Trabajo de la referencia [10], con variables codificadas

Con los datos anteriores se obtiene las siguientes ecuaciones de regresión:

$$y_1 = 4.50 + 2.27x_1 + 2.07x_2 + 0.71x_3 + 0.85x_4 - 0.62x_1^2 + 0.05x_2x_1 - 0.57x_2^2 - 0.04x_3x_1 + 0.02x_3x_2 - 0.23x_3^2 + 0.05x_4x_1 - 0.27x_4x_2 + 0.11x_4x_3 - 0.24x_4^2; \quad \text{ec. 3}$$

$$y_2 = 0.50 - 0.22x_1 - 0.22x_2 - 0.02x_3 - 0.04x_4 + 0.05x_1^2 + 0.01x_2x_1 + 0.05x_2^2 + 0.00x_3x_1 + 0.00x_3x_2 - 0.00x_3^2 + 0.00x_4x_1 + 0.00x_4x_2 + 0.00x_4x_3 + 0.00x_4^2; \quad \text{ec.4}$$

$$y_3 = 33.73 + 3.12x_1 + 1.04x_2 - 12.41x_3 - 13.12x_4 - 1.10x_1^2 + 1.46x_2x_1 - 0.62x_2^2 - 1.06x_3x_1 - 0.26x_3x_2 + 3.51x_3^2 + 2.26x_4x_1 + 0.31x_4x_2 - 0.68x_4x_3 + 2.89x_4^2; \quad \text{ec.5}$$

Aplicando la metodología de superficie de respuesta desarrollada por Draper [13] obtuvieron como resultados los valores de $x_1 = 150^\circ\text{C}$; $x_2 = 12.5$ minutos; $x_3 = 1.4\%$ y $x_4 = 12.5$ minutos. Para obtener estos valores se trabajó con niveles de predicción de variables y variables de contorno óptimas. En el caso de las gráficas de contorno, por cada dos variables se elaboraron 9 gráficas. Mediante la superposición y los cálculos se obtuvieron los valores antes mencionados.

Con base a lo anterior los valores de predicción son: $y_1 = 9.5$; $y_2 = 0.05$ e $y_3 = 15.70$.

Utilizando ecuaciones de regresión y optimizando con Algoritmos genéticos. Al respecto se tiene que se creó un archivo con la función objetivo, que tiene tres variables de salida. En Matlab se tiene:

```
function y = carrot(x)
y(1)= 4.50 + 2.27*x(1) + 2.07*x(2) + 0.71*x(3) + 0.85*x(4) -
.62*x(1)*x(1) + 0.05*x(2)*x(1) - 0.57*x(2)*x(2) - 0.04*x(3)*x(1) +
0.02*x(3)*x(2) - 0.23*x(3)*x(3) + 0.05*x(4)*x(1) - 0.27*x(4)*x(2) +
0.11*x(4)*x(3) - 0.24*x(4)*x(4);

y(2)= 0.50 - 0.22*x(1) - 0.22*x(2) - 0.02*x(3) - 0.04*x(4) +
0.05*x(1)*x(1) + 0.01*x(2)*x(1) + 0.05*x(2)*x(2) + 0.00*x(3)*x(1) +
0.00*x(3)*x(2) - 0.00*x(3)*x(3) + 0.00*x(4)*x(1) + 0.00*x(4)*x(2) +
0.00*x(4)*x(3) + 0.00*x(4)*x(4);

y(3)= 33.73 + 3.12*x(1) + 1.04*x(2) - 12.41*x(3) - 13.12*x(4) -
1.10*x(1)*x(1) + 1.46*x(2)*x(1) - 0.62*x(2)*x(2) - 1.06*x(3)*x(1) -
0.26*x(3)*x(2) + 3.51*x(3)*x(3) + 2.26*x(4)*x(1) + 0.31*x(4)*x(2) -
0.68*x(4)*x(3) + 2.89*x(4)*x(4);
```

Los comandos con algoritmos genéticos fueron:

optimtool

Solver: gamultiobjective

Función objetivo: @carrot

Límites: Inferior [145;12;1.3;12] Superior[155;13;1.5;13]

Numero de variables: 4

El resto por default. Luego de 116 iteraciones se obtiene un Frente de Pareto con una matriz de 39x4:

145	12	1,31562500000000	13
154,990353569443	12,9951377079999	1,68753259663891	12,9641525023034
154,985412118886	12,0184192233577	1,60368840688926	12,0075990724687
147,684239351833	12,5851020699582	1,39016429925138	12,8665629815301
145	12	1,30240228813479	12
149,132184388601	12,6502382412430	1,34238937500821	12,7843435515117
150,260038219486	12,7259626047939	1,52893769604982	12,7707474521400
154,601100736242	12,1427554776621	1,58922538586494	12,0395904355364

148,471053173750	12,9071665945982	1,45340953560855	12,8574180113380
154,990353569443	12,9951377079999	1,43753259663891	12,0110275023034
149,558330628412	12,1538446841267	1,56780701385621	12,6252744853931
145,969971019363	12,4306063544666	1,43158899639879	12,6974692360205
152,947653933720	12,6240050546082	1,44163318886124	12,1276915040508
153,490916659725	12,3140729506044	1,45003637592804	12,2486678297568
154,223031701050	12,8517182616876	1,45584827314421	12,4860157237833
146,925338551958	12,4648315514934	1,54827950287608	12,5945867443308
146,503443453965	12,4847449835698	1,32697428546453	12,8082180406959
152,264050211821	12,0140041685029	1,34459223254719	12,0019019218510
147,442382672237	12,0012561796795	1,37527027086308	12,9606259528930
153,922903588010	12,0247123917335	1,41716097248901	12,1861081036517
151,144115917152	12,1904933591134	1,46141815890403	12,7806136130443
152,333720021285	12,8487972314030	1,44672299836766	12,1314839497091
146,935736947726	12,2952869268664	1,41619577891873	12,8158925323634
150,013595169036	12,1310759240680	1,54840337843034	12,4512442614498
146,190128572020	12,5844803848449	1,35270012179293	12,4767770544531
145,579630142720	12,5166764090596	1,37200644702515	12,9313129111123
146,997066061349	12,6799244031649	1,42325156239170	12,8144743248220
150,273236041494	12,4401891220322	1,37616031339459	12,6112468583986
153,256045388241	12,0173396860813	1,59824685277481	12,0045492571123
150,585768385744	12,0993602527047	1,43670891874713	12,0774344151660
146,261485537924	12,0895717150655	1,34949590620107	12,9928793543424
152,058637144224	12,4763961402686	1,53514181531049	12,2298055548108
150,889075273321	12,4850485463032	1,36675329945521	12,4681055850860
148,640036120057	12,1942571814591	1,51656851961814	12,4404351806244
148,936227915735	12,6320189982954	1,46608951492788	12,0924617222020
151,327697307862	12,4407370748274	1,42079860965879	12,5254694462828
145,125000000000	12	1,31562500000000	12,9062500000000
154,601100736242	12,2677554776621	1,58922538586494	12,1020904355364
151,518406657956	12,5497350927605	1,54038422873993	12,3253686092244

Los valores más cercanos al valor objetivo antes obtenido son los número 28, 30 y 33 del Frente de Pareto obtenido.

150,273236041494	12,4401891220322	1,37616031339459	12,6112468583986
150,585768385744	12,0993602527047	1,43670891874713	12,0774344151660
150,889075273321	12,4850485463032	1,36675329945521	12,4681055850860

Si se aplica una función híbrida con algoritmos genéticos y el comando de la función fgoalattain, luego de 129 iteraciones se obtiene un Frente de Pareto (matriz 35x4) mejor, cuyos resultados más cercanos es el número 5, 7, 16 y 17 (por razones de espacio, sólo se presentan los seleccionados):

150,321328516359	12,7639308852758	1,42147451852137	12,4870781625664
------------------	------------------	------------------	------------------

Lo cual no significó una mejora sustancial con respecto al método no híbrido.

Los otros parámetros del algoritmo genético utilizado son:

Población = 50x4
 Score = 50x3
 Spread = 0.1162
 Generaciones = 116
 Función de selección = Tournament
 Fracción cruzada= 0.8
 Fracción de migración= 0.2
 Fracción de Frente Pareto = 0.35
 Rango inicial= -0.10; 0.10

6. Interpretación de los resultados

7. Conclusiones

Las principales conclusiones del trabajo desarrollado son:

La optimización de procesos se puede simplificar siguiendo los siguientes pasos:

Paso 1. Elaboración del Diseño experimental, obtención de datos y definición de variables y sus rangos de variación; esto último con base a la información del diseño experimental y la calidad que se desee.

Paso 2. Plantear las ecuaciones de regresión que relacionan las variables de entrada con las variables de salida. Una ecuación para cada variable de salida.

Paso 3. Aplicar algoritmos genéticos para optimizar.

Mediante la combinación de metodología de superficie de respuestas y algoritmos genéticos se pueden simplificar las operaciones necesarias para obtener los óptimos y se obtiene resultados similares a los métodos tradicionales.

En el caso de funciones complejas, se puede optimizarlas con algoritmos genéticos; lo cual se puede convertir en una operación muy difícil cuando las funciones son difíciles de derivar y de graficar. En el caso de tener un número mayor de variables las ventajas del uso de algoritmos genéticos son mayores.

8. Recomendaciones

9. Referencias

- [1] D. Montgomery. Diseño y Análisis de Experimentos. Editorial Limusa Wiley. Segunda Edición. 2002. México.
- [2] A. Khuri y J. Cornell. Response Surfaces. Editorial Dekker. Segunda Edición. 1996. EEUU.
- [3] G. Derringer, R. Suich. Simultaneous Optimization of Several Response Variables. Journal of Quality Technology. Vol. 12-4 (1980) 214- 219.
- [4] E. Castañeda, L. Garmendia, M. Santos. Algoritmos Genéticos Difusos: Una Aproximación Práctica para la Creatividad Computacional. Segundo Congreso Internacional de Matemáticas en la Ingeniería y la Arquitectura. España. (2008) 279-290.
- [5] M. Alvarez, L. Lizarbe, E. Viles, M. Tanco. The use of Genetic Algorithms in Response Surface Methodology. Quality Technology and Quantitative Management. Vol. 6 – 3 (2009) 295-307.
- [6] J. Holland. Genetic algorithms. Scientific American. Vol. 25-7 (1992) 44-55.
- [7] D. Goldberg. Genetic Algorithms in Search. Optimization and Machine Learning. Addison-Wesley, New York, USA. 1998.
- [8] F. Villar, F. Millán y S. Di Scipio. Uso de la metodología de superficie de respuesta en el estudio del protocolo de mezcla para obtención de emulsiones concentradas O/W. Interciencia. Vol. 32 N° 6 (Junio 2007) 404-409
- [9] M. Mondragón, M. Sánchez, S. Sánchez y F. Rodríguez. Análisis de mezclas de almidón y hule natural con arcillas utilizando una metodología de superficie de respuesta. Interciencia. Vol. 37 N° 4 (Abril 2012) 312-316.
- [10] G. Mudahar, R. Toledo, J. Floros y J. Jen. Optimization of carrot dehydration process using Response Surface Methodology. Journal of Food Science. Vol. 54. N° 3. (1989) 714-719.
- [11] R. Ravi y N. Susheelamma. Simultaneous Optimization of a Multiresponse System by Desirability Function Analysis of Boondi-making: A case study. Journal of Food Science. Vol. 70. N° 8. (2005) 539-547.
- [12] J. Floros y M. Chinnan. Seven Factor Response Surface Optimization of a Double-Stage Lye (NaOH) Peeling Process for Pimiento Peppers. Journal of Food Science. Vol. 53. N° 2. (1988) 631-639.
- [13] N. Draper. “Ridge Analysis” of Response Surface. Technometrics. Vol. 5N° 4. 469-479.
- [14] A. Hoerl. Optimun solution of many variables equations. Chemical Engineering Progress. Vol. 55. N° 11. 69-78.