



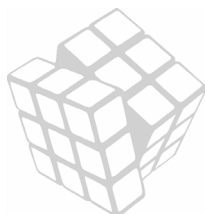
Calidad

y

Sistemas de
Manufactura

Ingeniantes

Análisis comparativo de diseños híbridos y factoriales en el diseño robusto



Colaboración

Rigoberto Santillano Villegas; Jaime Sánchez Leal, Instituto Tecnológico de Ciudad Juárez

RESUMEN: El presente artículo describe la investigación realizada en el campo del diseño de experimentos y robusto, esta se centra en dos tipos de ellos utilizados en los procesos de optimización y para reducir la variación de productos y procesos, específicamente la investigación consiste en evaluar el desempeño del diseño híbrido para tres variables tomando como base o punto de referencia el central compuesto. La evaluación se hace por medio de la simulación y del uso de funciones de prueba para posteriormente utilizar el análisis estadístico para determinar comportamiento y diferencias. Por otra parte, también se hace un análisis con respecto a las funciones de evaluación de experimentos: C_{pk}, Respuesta Dual y Razon señal-ruido para determinar cuál de estas es la que más se adecua al uso de los diseños híbridos, el análisis se realiza por medio de la comparación de las dos primeras con la razón señal-ruido.

PALABRAS CLAVE: Diseño Robusto, Diseño de Experimentos, Razon Señal-Ruido, Índices de Capacidad del Proceso, Mejora del Proceso.

ABSTRACT: The present article describes the investigation realized in the field of the experiment and robust design, this is focused on two types of them used in the optimization process and for reducing variation in products and processes, specifically the investigation consists in evaluating the performance of the hybrid design for three variables having in consideration as a base or starting point the central compound. The evaluation is done by simulation and the use of test functions so afterwards the statistical analysis can be used to determine the behavior and the differences. On the other hand, an analysis is done with relation to the evaluation functions of experiments: C_{pk}, dual answer and signal to noise ratio to determine which one of them is the most adequate in the use of hybrid designs, the analysis is made by comparison between the first two and signal to noise ratio.

KEYWORDS: Robust designs, Design of experiments, Signal to noise ratio, Process capacity index, Process improvement.

INTRODUCCIÓN

Una de las tareas más importantes en el diseño de productos y procesos es minimizar los efectos de las variaciones en las tolerancias y especificaciones requeridas, cuya fuente proviene de parámetros sobre los cuales no se tiene control y pueden causar cambios no deseados en el desempeño de un producto [1]. Cumplir con esto no siempre es posible debido a una gran diversidad de factores, entre los más comunes están: fallas en el diseño de la maquinaria, materiales de mala calidad, errores inducidos por el personal, el método que se utilice, factores ex-

ternos que no son posibles de controlar, entre otros. Todo esto genera que la variabilidad sea demasiado grande para los criterios de aceptación. Las alternativas a las que se recurre para solucionar el problema son, por lo general, elevadas en costo, como lo son: hacer una inversión de capital en equipo, maquinaria, personal, instalaciones. Dado que estas alternativas pueden funcionar solo como una medida correctiva, lo ideal sería reformular la composición del estado inicial del producto de manera que este no se viera alterado por causas de fuentes externas y así se evitaría dispersiones o variabilidad alrededor de un objetivo [2], en otras palabras, diseñar un producto robusto.

Se entiende por robusto a que el desempeño del producto o proceso se encuentra consistentemente dentro de especificaciones y es relativamente insensible a aquellos factores que son difíciles de controlar [3]. El profesor Genichi Taguchi (2005) [4] uso el término diseño robusto de parámetros (RPD) por sus siglas en inglés "Robust Parameter Design", para describir esta importante clase de problemas. Esencialmente, la metodología del RPD se esfuerza en reducir la variación de productos y procesos por medio de una adecuada elección de los factores controlables (o parámetros) que hacen a un sistema insensible (robusto) a los cambios en un conjunto de factores incontrolables que representan la mayoría de las fuentes de variación. Una vez establecidos los factores de influencia en un proceso, el siguiente paso es buscar los ajustes apropiados para los factores de control que optimizan la salida de un proceso y la calidad de un producto [5].

La selección apropiada del diseño de experimentos es un aspecto realmente importante en los problemas de RPD. En su mayoría esta selección se hace en base a los requerimientos o restricciones específicas de cada problema, en este caso, se aborda el tema de diseño robusto mediante el uso de arreglos híbridos que permiten contrastar las aplicaciones, ventajas y desventajas del central compuesto. El soporte es el uso de la simulación de eventos reales, con ayuda del software Minitab 17 [6] el cual permite diseñar y analizar de una manera genérica los comportamientos de los arreglos híbridos en el diseño robusto.

Los objetivos de este trabajo son evaluar la eficacia y la factibilidad de los diseños híbridos haciendo una comparación con respecto al central compuesto, así mismo, determinar cuál función de respuesta (Respuesta Dual y Cpkm) es la mejor alternativa para tratar con ellos en base a la comparación con la razón señal ruido.

Los diseños híbridos pertenecen a los de segundo orden y se desarrollan en base al uso del central

compuesto. La mayor utilidad de estos se enfoca en resolver problemas con 3, 4, 6 y 7 variables, los niveles de cada una de ellas son creados de manera que se obtenga cierta simetría en el diseño.

MATERIAL Y MÉTODOS

Inicialmente se seleccionan las funciones de prueba (modelos de simulación) a utilizar en el proceso de simulación, así como también las variables y características propias de cada uno de ellos, las cuales son mostradas en la Tabla 1, la forma original de los modelos se modifica para fines de controlar la región de experimentación.

Tabla 1. Características de los modelos.

Modelo Esférico
$Y_0 = (x_1^2 + x_2^2 + x_3^2 + r_1^2 + r_2^2 + r_3^2) + \frac{81}{8} + \varepsilon$
<p>Donde</p> <p>$x_1, x_2, x_3 =$ Factores de Control</p> <p>$r_1, r_2, r_3 =$ Factores de Ruido</p> <p>0 = Minimo Global (punto óptimo)</p> <p>81/8 = Minimo global modificado</p> <p>$\varepsilon =$ Error aleatorio</p> <p>(0,0,0) = Valor de los factores en el punto óptimo</p>
Modelo Rosenbrock
$Y_0 = \left[100(x_1^2 - x_2)^2 + (x_1 - 1)^2 + 100(x_2^2 - x_3)^2 + (x_2 - 1)^2 + \frac{229}{20} \right] + \left[100(r_1^2 - r_2)^2 + (r_1 - 1)^2 + 100(r_2^2 - r_3)^2 + (r_2 - 1)^2 + \frac{229}{20} \right] + \varepsilon$
<p>Donde</p> <p>$x_1, x_2, x_3 =$ Factores de Control</p> <p>$r_1, r_2, r_3 =$ Factores de Ruido</p> <p>0 = Minimo Global (punto óptimo)</p> <p>22.9 = Minimo global modificado</p> <p>$\varepsilon =$ Error aleatorio</p> <p>(1,1,1) = Valor de los factores en el punto óptimo</p>
Modelo Zakharov
$Y_0 = \left[(x_1^2 + x_2^2 + x_3^2 + (0.5(1x_1 + 2x_2 + 3x_3))^2 + (0.5(1x_1 + 2x_2 + 3x_3))^4 \right) + \frac{851}{50} \right] + \left[r_1^2 + r_2^2 + r_3^2 + (0.5(1r_1 + 2r_2 + 3r_3))^2 + (0.5(1r_1 + 2r_2 + 3r_3))^4 \right] + \varepsilon$
<p>Donde</p> <p>$x_1, x_2, x_3 =$ Factores de Control</p> <p>$r_1, r_2, r_3 =$ Factores de Ruido</p> <p>0 = Minimo Global (punto óptimo)</p> <p>17.02 = Minimo global modificado</p> <p>$\varepsilon =$ Error aleatorio</p> <p>(0,0,0) = Valor de los factores en el punto óptimo</p>

Una vez que se establecen los modelos de prueba y sus características se crea la matriz producto para evaluar los diseños, esta se conforma por una matriz interna que representa los factores de control y una matriz externa que representa los factores ruido. Los diseños híbrido y central compuesto toman el lugar de la matriz interna y un diseño factorial toma el lugar de la matriz externa. En un primer experimento la matriz producto se estructura por el central compuesto con una réplica y el factorial general con tres replicas, los datos de todas las combinaciones posible de los niveles de los factores se obtienen mediante una hoja de cálculo en Excel [7], remplazando el modelo (Esférico, Rosenbrock o Zakharov) en cada una de las celdas que contienen las combinaciones. En los experimentos subsiguientes se remplaza el central compuesto por el híbrido y se prueba con cada uno de los modelos de simulación teniendo un total de seis experimentos diferentes. Adicionalmente se evalúan 4 diferentes puntos más para analizar los efectos de una función no centrada en el punto óptimo con lo cual se obtienen un total de 30 experimentos diferentes. La Tabla 2 muestra el primero de los experimentos, se muestra solo una réplica del diseño factorial general.

Tabla 2. Matriz producto para el diseño central compuesto-Punto Óptimo (Modelo Esférico).

			Diseño Factorial General								
			Z1	-3	-3.000	-3.000	3.000	3.000	3.000	3.000	
			Z2	-3.000	-3.000	3.000	3.000	-3.000	-3.000	3.000	3.000
			Z3	-3.000	3.000	-3.000	3.000	-3.000	3.000	-3.000	3.000
Diseño Central Compuesto	X1	X2	X3								
	-3.000	-3.000	-3.000								
	3.000	-3.000	-3.000								
	-3.000	3.000	-3.000								
	3.000	3.000	-3.000								
	-3.000	-3.000	3.000								
	3.000	-3.000	3.000								
	-3.000	3.000	3.000								
	3.000	3.000	3.000								
	-5.045	0.000	0.000								
	5.045	0.000	0.000								
	0.000	-5.045	0.000								
	0.000	5.045	0.000								
	0.000	0.000	-5.045								
	0.000	0.000	5.045								
	0.000	0.000	0.000								
0.000	0.000	0.000									
0.000	0.000	0.000									
0.000	0.000	0.000									
0.000	0.000	0.000									
0.000	0.000	0.000									

Después de que se dispone de todos los datos correspondientes a cada uno de los modelos y diseños se procede a calcular los valores de las funciones para medir la respuesta (Cpkm, Respuesta Dual y SNR), con la finalidad de realizar una optimización de estos y determinar cuál es el arreglo de valores para cada una de las variables que proporciona mejores resultados, es decir, valores más cercanos al óptimo de la función utilizada. La Tabla 3 muestra los resultados para el modelo esférico con el diseño central compuesto evaluado en el punto óptimo.

Tabla 3. Funciones de respuesta para el Modelo Esférico con el Diseño Central Compuesto.

X1	X2	X3	Media	CPKM	RD	SNR
-3.000	-3.000	-3.000	64.183	0.252	40.035	-36.149
3.000	-3.000	-3.000	64.182	0.252	40.211	-36.148
-3.000	3.000	-3.000	64.073	0.253	40.241	-36.134
3.000	3.000	-3.000	64.147	0.252	40.103	-36.144
-3.000	-3.000	3.000	64.098	0.253	40.162	-36.137
3.000	-3.000	3.000	64.027	0.253	40.170	-36.127
-3.000	3.000	3.000	64.139	0.252	40.027	-36.143
3.000	3.000	3.000	64.122	0.252	39.984	-36.140
-5.045	0.000	0.000	62.510	0.270	41.575	-35.919
5.045	0.000	0.000	62.591	0.269	41.439	-35.930
0.000	-5.045	0.000	62.539	0.270	41.653	-35.923
0.000	5.045	0.000	62.605	0.269	41.716	-35.932
0.000	0.000	-5.045	62.490	0.271	41.835	-35.916
0.000	0.000	5.045	62.461	0.271	41.982	-35.912
0.000	0.000	0.000	37.022	0.459	67.155	-31.369
0.000	0.000	0.000	37.036	0.459	67.404	-31.373
0.000	0.000	0.000	37.097	0.458	67.222	-31.387
0.000	0.000	0.000	36.964	0.459	67.329	-31.356
0.000	0.000	0.000	37.147	0.458	66.950	-31.399
0.000	0.000	0.000	37.049	0.459	67.287	-31.376

El siguiente paso es utilizar el optimizador de Minitab [6] para determinar los niveles óptimos de los factores de control tomando como respuesta las funciones anteriormente calculadas en cada modelo. Los niveles óptimos son aquellos que consiguen maximizar los valores de las funciones Cpkm, Respuesta Dual y Razón Señal-Ruido y minimizar los valores de la media, se analizan por separado cada una de ellas, con excepción de la razón señal-ruido que se analiza junto con la media. En la Tabla 4 se muestra un resumen de la optimización de las funciones en el modelo esférico.

Tabla 4. Valores Óptimos (Esférico-Central Compuesto).

Función	Niveles óptimos			Objetivo	Repuesta de la Función
	X1	X2	X3		
Cpkm	0	0	0.0510	Maximizar	0.4588
Respuesta Dual	-	0	0	Maximizar	67.2234
Razón Señal-Ruido	0	0	0.0510	Maximizar	-31.3788
Media	0	0	0.0510	Minimizar	37.0533

RESULTADOS

Una vez realizados todos los experimentos y con la finalidad de mostrar de una manera clara y que permita visualizar y contrastar los resultados obtenidos de cada uno de los experimentos, se presenta la Tabla 5 en la cual se observan todos los modelos y diseños, funciones para medir la respuesta, así como las respuestas observadas de diferentes parámetros. Cada una de estas respuestas es obtenida de manera diferentes y se utilizan con el fin de realizar un análisis de resultados entre los di-

ferentes diseños, modelos, funciones y puntos de evaluación de cada uno de ellos.

- La respuesta observada de la función es aquella generada por Minitab [6] una vez hecha la optimización para las variables de control.
- La respuesta observada del modelo se obtiene al sustituir los valores óptimos de las variables de control en el modelo original utilizado.
- La distancia para cada punto corresponde a aquella entre los valores óptimos de las variables y cada uno de los diferentes puntos evaluados en cada modelo.
- La distancia al óptimo real representa la variación entre los valores óptimos de las variables para cada punto de evaluación y el punto en el cual se obtiene el mínimo global de cada modelo.
- La ganancia se genera a partir de la diferencia entre la respuesta obtenida en el modelo con los valores de los diferentes puntos de evaluación y la respuesta observada del modelo.

Tabla 5. Resultados para los niveles óptimos de cada modelo y diseño.

	Diseño	Función	Repuesta Observada de la Función	Repuesta Observada del Modelo	Distancia para cada punto	Distancia al Óptimo Real	Ganancia
Modelo Esférico	Central Compuesto	CPKM	0.4588	10.1276	0.0510	0.0510	-0.0026
		RD	67.2234	10.1276	0.0510	0.0510	-0.0026
		SNR	-31.3788	10.1276	0.0510	0.0510	-0.0026
		MEDIA	37.0533	10.1276	0.0510	0.0510	-0.0026
	Hibrido	CPKM	0.4661	10.8431	0.8474	0.8474	-0.7181
		RD	67.1887	10.1257	0.0263	0.0263	-0.0007
		SNR	-31.4294	10.2121	0.2952	0.2952	-0.0871
		MEDIA	37.2043	10.2121	0.2952	0.2952	-0.0871
Modelo Rosenbrock	Central Compuesto	CPKM	0.4334	194.0642	2.6081	2.6081	-182.6142
		RD	1720.5884	67.3782	2.2672	2.2672	-55.9282
		SNR	-61.4668	67.5253	2.2970	2.2970	-56.0753
		MEDIA	431.2787	67.5253	2.2970	2.2970	-56.0753
	Hibrido	CPKM	0.5939	202.7238	2.6244	2.6244	-191.2738
		RD	2640.9076	134.8467	2.4902	2.4902	-123.3967
		SNR	-59.6359	42.4239	2.1726	2.1726	-30.9739
		MEDIA	-269.0161	35.9776	2.1251	2.1251	-24.5276
Modelo Zackarov	Central Compuesto	CPKM	0.4267	33085.3453	11.6519	11.6519	-33085.3453
		RD	11660.0000	95.0712	9.6412	9.6412	-95.0712
		SNR	-77.5406	94.5033	9.6642	9.6642	-94.5033
		MEDIA	-1430.0000	94.5033	9.6642	9.6642	-94.5033
	Hibrido	CPKM	0.4137	102621.3626	10.9211	10.9211	-102621.3626
		RD	7175.6031	72.7119	8.5255	8.5255	-72.7119
		SNR	-79.1677	106.2471	10.2403	10.2403	-106.2471
		MEDIA	3364.4844	106.2471	10.2403	10.2403	-106.2471

Partiendo de la información obtenida de los experimentos anteriores, se procede a realizar un análisis sobre las distancias al óptimo real, considerando como factores de interés a los diseños, funciones para medir la respuesta y los puntos de evaluación, lo que se pretende con este tipo de análisis, es determinar cuál de estos factores repercute de manera significativa en la distancia con respecto al óptimo. Para esto, se genera un modelo lineal general

en Minitab [6] con los factores y respuestas antes mencionados. En la Figura 1 se muestran los resultados obtenidos para el Modelo Esférico.

General Linear Model: Distancia al óptimo real versus Diseño, Función, Punto I

Factor	Type	Levels	Values
Diseño	Fixed	2	Central Compuesto, Hibrido
Función	Fixed	4	CPKM, MEDIA, RD, SNR
Punto I	Fixed	5	1, 2, 3, 4, 5

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Diseño	1	0.14792	0.14792	8.19	0.008
Función	3	1.02884	0.34295	18.99	0.000
Punto I	4	0.12630	0.03157	1.75	0.167
Diseño*Función	3	0.06319	0.02106	1.17	0.340
Error	28	0.50558	0.01806		
Total	39	1.87182			

Model Summary			
S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.134374	72.99%	62.38%	44.88%

Figura 1. Modelo lineal general-Modelo Esférico.

En la Figura 1, se puede apreciar que el punto de evaluación y la interacción entre el diseño y la función no son significantes, es decir, las distancias al óptimo real no se ven afectadas por los diferentes puntos de evaluación, en general todos ellos producen el mismo resultado, por otra parte, no existe interacción entre los diseños y las funciones de respuesta. Una vez determinado lo anterior, se elimina del modelo lineal general los factores que no son significantes y con la finalidad de evaluar la relación entre la distancia entre cada punto y la distancias al óptimo real, se introduce esta variable al modelo como una covariable. En lo sucesivo los puntos de evaluación no se consideran en el modelo. La Figura 2 muestra los resultados obtenidos.

General Linear Model: Distancia al opt versus Distancia para c, Diseño, Función

Factor	Type	Levels	Values
Diseño	Fixed	2	Central Compuesto, Hibrido
Función	Fixed	4	CPKM, MEDIA, RD, SNR

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Distancia para cada punto	1	0.12299	0.12299	7.49	0.010
Diseño	1	0.13085	0.13085	7.97	0.008
Función	3	0.58562	0.19521	11.89	0.000
Diseño*Función	3	0.05318	0.01773	1.08	0.372
Error	31	0.50888	0.01642		
Total	39	1.87182			

Model Summary			
S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
0.128123	72.81%	65.80%	52.47%

Figura 2. Modelo lineal general ajustado-Modelo Esférico.

Las Figuras 3 y 4 muestran los resultados para los modelos Rosenbrock y Zakharov.

General Linear Model: Distancia al opt versus Distancia para c, Diseño, Función

Factor	Type	Levels	Values
Diseño	Fixed	2	Central Compuesto, Híbrido
Función	Fixed	4	CPKM, MEDIA, RD, SNR

Analysis of Variance					
Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Distancia para cada punto	1	4.8419	4.8419	19.55	0.000
Diseño	1	2.6240	2.6240	10.60	0.003
Función	3	4.9148	1.6383	6.62	0.001
Diseño*Función	3	0.5449	0.1816	0.73	0.540
Error	31	7.6772	0.2477		
Lack-of-Fit	30	6.5303	0.2177	0.19	0.971
Pure Error	1	1.1469	1.1469		
Total	39	19.1275			

Model Summary				
S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)	
0.497646	59.86%	49.50%	33.59%	

Figura 3. Modelo Lineal General-Modelo Rosenbrock

General Linear Model: Distancia al opt versus Distancia para c, Diseño, Función

Factor	Type	Levels	Values
Diseño	Fixed	2	Central Compuesto, Híbrido
Función	Fixed	4	CPKM, MEDIA, RD, SNR

Analysis of Variance					
Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Distancia para cada punto	1	13.1535	13.1535	22.14	0.000
Diseño	1	0.3905	0.3905	0.66	0.424
Función	3	0.0304	0.0101	0.02	0.997
Diseño*Función	3	0.2015	0.0672	0.11	0.952
Error	31	18.4158	0.5941		
Lack-of-Fit	25	14.2399	0.5696	0.82	0.672
Pure Error	6	4.1759	0.6960		
Total	39	42.4769			

Model Summary				
S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)	
0.770751	56.65%	45.46%	29.71%	

Figura 4. Modelo Lineal General- Modelo Zakharov

Otra manera de visualizar los resultados anteriores es por medio de gráficas, mismas que se muestran en las Figuras 5, 6, 7, 8, 9 y 10 en estas se observa el comportamiento de los diseños y las funciones con respecto a la distancia al óptimo real.

La Tabla 6 muestra un resumen de los resultados obtenidos por cada uno de los modelos, es decir, el diseño y la función que consiguen optimizar la respuesta, entiéndase como óptimo a la mínima distancia observada con respecto al punto óptimo real (inicial u original) de cada modelo.

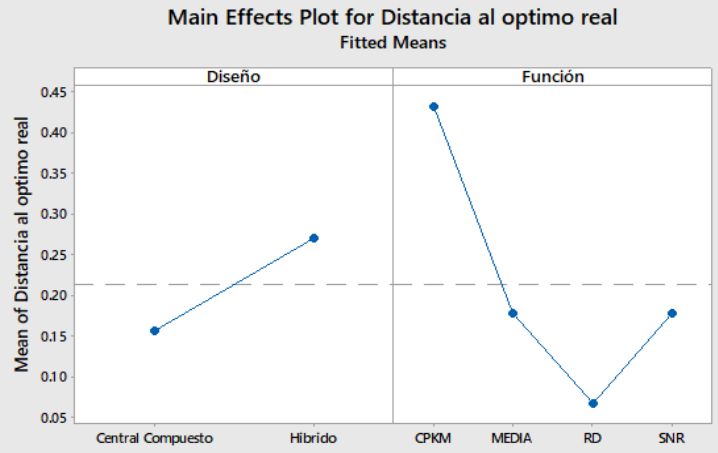


Figura 5. Gráfica de efectos principales- Modelo Esférico

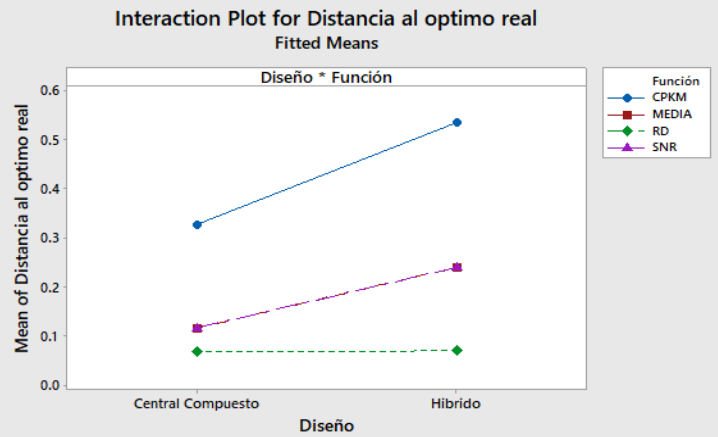


Figura 6. Gráfica de interacción- Modelo Esférico

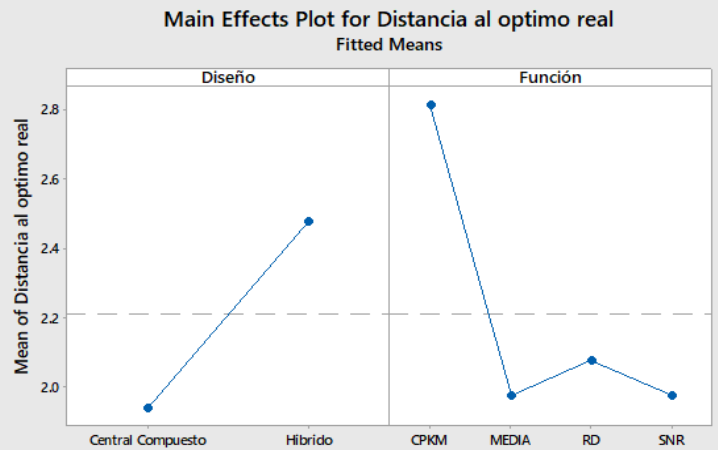


Figura 7. Gráfica de Efectos Principales-Modelo Rosenbrock

Tabla 6. Resultados para las distancias al óptimo.

Modelo	Óptimo	
	Diseño	Función de Respuesta
Esférico	Central Compuesto	RD
Rosenbrock	Central Compuesto	SNR Y MEDIA
Zakharov	Central Compuesto	RD, SNR Y MEDIA

Otra manera de evaluar los resultados es a través de la ganancia, esta permite determinar cuál diseño y función proporciona un mejoramiento, es decir, un incremento en la respuesta observada del modelo. El procedimiento sigue el mismo patrón que anteriormente se estableció, con la única diferencia que en este caso la variable de respuesta del modelo será la ganancia. Los resultados se muestran en la Tabla 7.

Tabla 7. Resultados para La ganancia.

Modelo	Óptimo	
	Diseño	Función de Respuesta
Esférico	Central Compuesto	RD
Rosenbrock	Central Compuesto	SNR Y MEDIA
Zakharov	Central Compuesto	RD, SNR Y MEDIA

Las Tablas 6 y 7 proporcionan los mismos resultados, es decir, tanto la evaluación por medio de la distancia observada con respecto al punto óptimo como la ganancia conllevan a los mismos resultados.

CONCLUSIONES

Con referencia a los diseños de experimentos, los resultados muestran que el diseño central compuesto es el óptimo a emplearse para cada uno de los modelos utilizados, por lo que se concluye que la comparación entre los dos diseños centrales el compuesto e híbrido favorece al primero de estos, a pesar de que el híbrido proporciona una reducción en el tamaño del diseño, esta no es suficiente ventaja para preferirlos si se considera que con el central compuesto se obtienen distancias más pequeñas con respecto al óptimo del modelo, esto quiere decir que se generan mejores resultados en el proceso de minimizar la variable de respuesta.

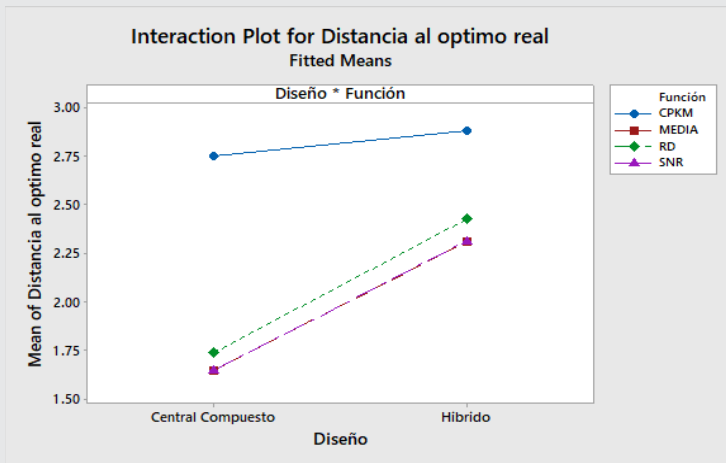


Figura 8. Gráfica de Interacción-Modelo Rosenbrock

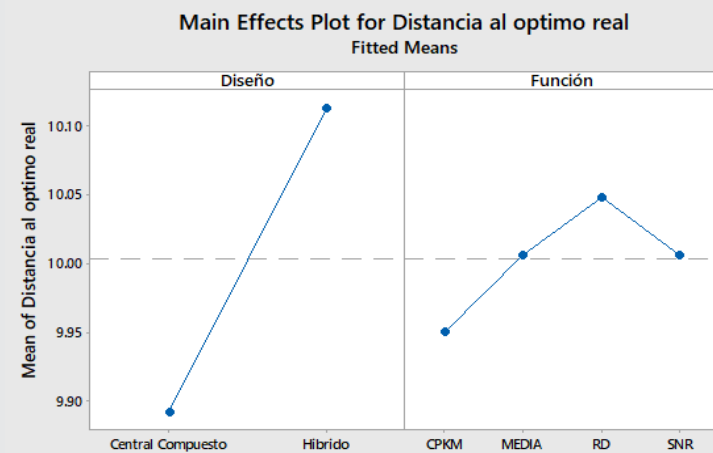


Figura 9. Gráfica de Efectos Principales-Modelo Zakharov

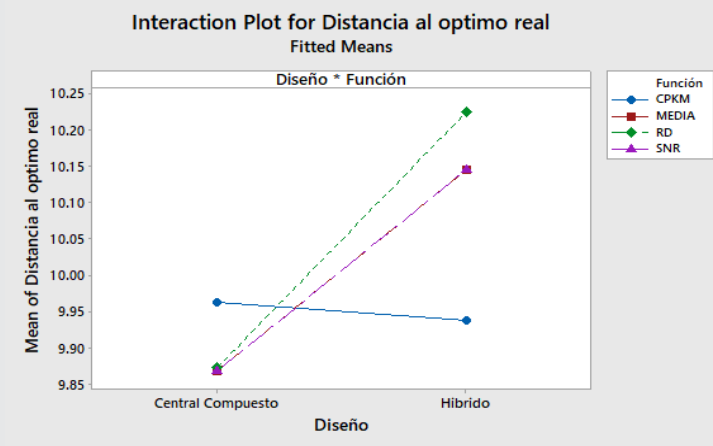


Figura 10. Gráfica de Interacción-Modelo Zakharov

Es importante hacer mención en las diferencias causadas por los distintos modelos utilizados (Esférico, Rosenbrock y Zakharov) con respecto a la significancia de los diseños en el modelo lineal general, para el caso de los modelos Esférico y Rosenbrock el diseño es significativo, pero no lo es en el modelo Zakharov, esto representa que depende de la complejidad del modelo para que los diseños puedan ser o no de importancia.

Las funciones para medir la respuesta C_{pk} y Respuesta Dual comparadas con la razón señal ruido brindan resultados diferentes entre sí, contrario a lo que concluye [8] y [9], para el caso de la Respuesta Dual se asemeja al comportamiento de la razón señal ruido, mostrando resultados en ocasiones incluso mejores (Modelos Esférico) lo que la hace una función apropiada para su uso. El C_{pk} por el contrario en todos los casos resulta ser menos eficiente (distancias más alejadas de los óptimos de los modelos) que la razón señal ruido y que la Respuesta Dual, con excepción del caso en el cual se evalúa con el Modelo Zakharov que es más eficiente que las otras dos funciones para tratar con los diseños híbridos. Lo anterior también indica que las funciones para medir la respuesta se ven afectadas por la complejidad de los modelos que se utilizan.

BIBLIOGRAFÍA

[1] Cheng Q, Xiao C, Zhang G, Gu P and Cai L. (2014) *An Analytical Robust Design Optimization Methodology Based on Axiomatic Design Principles*. *Quality Control. Quality and Reliability Engineering International*, 30 1059–1073

[2] Arvidsson, M., & Gremyr, I. (2006). *Principles of Robust Design Methodology*. *Quality and Reliability Engineering International* 2008; 24:23–35.

[3] Myers R.H., Montgomery D.C. & Anderson-Cook C.M (2016). *Response Surface Methodology Process and Product Optimization Using Designed Experiments*. Fourth Edition. *United States of America: John Wiley & Sons, Inc.*

[4] Genichi, T., Chowdhury, S., & Wu, Y. (2005). *Taguchi's Quality Engineering Handbook*. John Wiley

[5] Bao L, Huang Q and Wang K. (2016). *Robust Parameter Design for Profile Quality Control*. *Quality and Reliability Engineering International*, 32 1059–1070.

[6] Minitab17. Copyright (2016) Minitab Inc. All rights Reserved <http://www.minitab.com>.

[7] Excel (2013) Microsoft. <https://products.office.com/en-us/microsoft-office-2013>.

[8] Lom A, Sanchez J, Valles A and Hajar H. (2010). *PARAMETER DESIGN WITH CENTRAL COMPOSITE USING SIGNAL TO NOISE RATIO, DUAL RESPONSE AND PROCESS CAPABILITY INDEX*. *International Journal of Industrial Engineering, Special Issue – Mexico Conference*, 453-460, 2010.

[9] Lom A., Sánchez J., Hajar H. (2010). “Comparación de Razón Señal Ruido, Respuesta Dual y C_{pk} en la Metodología de Superficie de Respuesta”. CIPITECH 2010.