

Desarrollo de método para la selección de factores controlables para un diseño robusto

Verónica Adriana Rangel Holguín¹, Francisco Javier Estrada Orantes¹, Noé Alba Baena¹,
Mario Elías Borunda Escobedo¹, José Fernando Estrada Saldaña¹

¹Universidad Autónoma de Ciudad Juárez.

Resumen

El diseño de experimentos es una de las herramientas más utilizadas para la mejora de sistemas de cualquier tipo dentro y fuera de la industria, dado a que el número de iteraciones para comparar las condiciones en que se desempeña. Dentro de los diseños de experimentos no existe un método o herramienta de selección de factores previa a la experimentación, debido a que esto forma parte de los resultados del análisis experimental. Pues nos arroja gráficamente cuál factor influye más sobre la salida del sistema, y cuál no.

En este proyecto se propone realizar un análisis de selección de variables con la finalidad de seleccionar aquellos factores que afecten de manera significativa la salida de un sistema, de manera que se logre un diseño robusto con un menor número de experimento. Se proponen dos herramientas para el análisis de selección de factores. El primero consiste en seleccionarlos en base al valor de su coeficiente de variabilidad de regresión, obtenido por medio del análisis de regresión de mínimos cuadrados parciales. Y el segundo mediante el cálculo del puntaje de importancia de variable, calculado a partir del valor de los pesos de la regresión. Con el método seleccionado se logró reducir el número de experimentos necesarios para robustecer un diseño, obteniendo resultados similares que cuando se analizan todos los factores dentro del sistema.

Palabras clave: Diseño robusto, Selección de Factores, Taguchi, Diseño de Experimentos.

Introducción

En diseño de experimentos (DOE, por sus siglas en inglés), es una de las herramientas más utilizadas dentro del proceso de diseño de un producto, ya que permite ser utilizado para mejorar el desempeño de productos, procesos o servicios (El-Haik & Roy, Service Design for Six Sigma: A Roadmap for Excellence, 2005). Tiene como objetivo la obtención de datos con los cuales se estima cuantitativamente los efectos de factores en las respuestas de un sistema, sin

la necesidad de realizar mediciones en cada punto, analizan cada una de las condiciones en las que se desempeña un sistema, existen diferentes herramientas, una de ellas es el diseño de experimentos en el cual es posible realizar un análisis de dichas condiciones con la finalidad de determinar qué acciones se pueden llevar a cabo con la finalidad de resolver un problema (Oktem, Erzurumlu, & Uzman, 2006; Creveling, Slutsky, & Antis,

2003). A estas condiciones se les denomina factores.

La metodología de Taguchi utiliza arreglos ortogonales para involucrar ambos tipos de factores que afectan una función, con ello, se busca minimizar la función de pérdida y maximizar la razón de señal a ruido, obteniendo respuestas deseadas en condiciones no óptimas y con variación de los factores de ruido (Baril, Yacout, & Clément, 2011; Medina, Cruz, & Restrepo, 2007; Rincón, 1993; Weng W.-C. , Yang, Demir, & Elsherbeni, 2006). La razón señal a ruido es la proporción que existe entre la señal que entra en un sistema, y la intensidad de los ruidos que influyen en ella. Con ella, es posible modificar un proceso de manera tal, que la variación se encuentre en los factores que son controlables, volviéndolo insensible a la variación de los factores no controlables (Oktem, Erzurumlu, & Uzman, 2006; Omekanda A. M., 2005).

Algunos estudios se realizan con factores elegidos a la observación de las variaciones que se han presentado dentro del proceso, servicio o proceso que se propone robustecer. Algunos se basan en estudios previos o similares al que se quiere evaluar (Erzurumlu & Ozcelik, 2006). En algunos casos, se lleva a cabo una lluvia de ideas para identificar las condiciones en las que se lleva a cabo un proceso, a partir de las cuales se procede a ir identificando los más significativos, y descartando aquellos que se consideren secundarios o que causen un impacto menor en la variación de la salida del sistema a evaluar.

En otros casos, de acuerdo a la aplicación, se utilizan fórmulas matemáticas,

a partir de las que se utilizan los factores que ya fueron determinados en los conceptos de los cuales surgieron (Weng W.-C. , Yang, Demir, & Elsherbeni, 2006; Yi Wu, Wen Wu, & Han Hung, 2013).

Los análisis de selección de variables se utilizan principalmente en la predicción del comportamiento de sistemas, con el objetivo de reducir costos y tiempos. Para ello se utiliza un pre-proceso de datos mediante el cual se busca encontrar la relación de las entradas de un sistema con una salida medible; usualmente utilizando métodos para la regresión y la clasificación de estas variables. Para identificar estos factores o causas de variación, en muchos casos se proponen diversos análisis estadísticos, de manera que se obtengan respuestas válidas y objetivas, que verdaderamente conduzcan a la solución de un problema o a la disminución de la severidad del mismo (Centner & Massart, 1996).

Planteamiento del problema

Debido a que la selección de factores se realiza basada principalmente en las variaciones observadas dentro de un sistema o en estudios previos, existe la posibilidad de dejar fuera del DOE factores que afecten en gran medida a la salida de una función evaluada, o utilizar demasiados factores en la evaluación, siendo que algunos pueden no proporcionar información relevante para el análisis, utilizando más recursos y tiempo de los necesarios. Actualmente no existe un método definido y eficiente para la selección de factores significativos previo a un DOE. Debido a que esta selección se basa principalmente en experiencia y se requiere

cierto nivel de conocimiento en el área de estudio, por lo que no es posible que personas nuevas en el campo de estudio, o que conocen poco puedan considerar los factores críticos del sistema.

Objetivo

El objetivo general de esta investigación es desarrollar un método de selección de factores, obteniendo aquellos que son significativos para robustecer un sistema, con la finalidad de realizar este segundo análisis utilizando solo los factores que resulten significativos.

Objetivos particulares

Robustecer un sistema con un 50% menos experimentos, de los que se realizan con la metodología tradicional.

Obtener el mismo resultado que con el método tradicional.

Hipótesis

Se reduce el número de experimentos requeridos para una optimización, y a la vez, dado a que solo se analizaran los factores significativos, se obtengan resultados estadísticamente iguales. Por lo que se propone la hipótesis:

Hipótesis nula $H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3$

Hipótesis alterna $H_1: \mu_1 \neq \mu_2 \neq \mu_3$

Donde μ_2 y μ_3 son los valores de la media de salida resultante de un diseño robusto cuando se realiza una selección de variables previa; y μ_1 es donde se eligieron los factores a evaluar sin un análisis previo.

Marco Teórico

Pocos autores mencionan la selección de factores en su metodología cuando se realiza un diseño de experimentos. Para identificar las principales causas de variación en la salida en un sistema se propone el uso de estudios estadísticos, de manera que el experimento lleve a respuestas válidas y objetivas que conduzcan a la solución o disminución del problema.

Las metodologías actuales utilizan algunas herramientas para comprobar que se analiza los factores adecuados. (Oktem, Erzurumlu, & Uzman, 2006), propone el análisis de varianza para determinar el impacto de sus parámetros en su salida,

utiliza este análisis en los factores seleccionados después del diseño de experimentos, para seleccionar aquellos que necesita controlar de manera más estricta. (Yusoff, Ramasamy, & Yusup, 2011; Wu, Wu, & Hung, 2014), lo utiliza como confirmación para decidir cuáles de los factores seleccionados después de realizar el análisis por metodología de ingeniería robusta se necesitan controlar y cuáles pueden tener más tolerancia.

(Weng W.-C. , Yang, Demir, & Elsherbeni, 2006), propone un método en el que va reduciendo los factores por medio de iteraciones, si el sistema no es

suficientemente robusto de acuerdo al objetivo, se repite el proceso de experimentación, utilizando cada vez tan

solo los factores significativos de la iteración anterior (Weng W.-C. , Yang, Demir, & Elsherbeni, 2006).

Metodología

Con la metodología propuesta se evalúa si es posible realizar un análisis de selección de variables antes de realizar un diseño de experimentos para robustecer un sistema. La metodología se divide básicamente en tres partes; la primera consiste en la definición del método propuesto, y sus diferencias con el método tradicional.

La segunda parte consta del análisis de datos conocidos dentro de un sistema; y la segunda es una comparación de dos diseños de experimentos para robustecer una función determinada dentro de un sistema. Uno incluyendo todos los factores considerados como significativos y un segundo arreglo experimental utilizando solo aquellos factores que resulten

significativos de acuerdo a un análisis previo de selección; y la tercera parte realiza una comparación del método actual y los métodos con las herramientas propuestas. Esta se aplica para robustecer la fuerza generada en la parte electromagnética del actuador para una válvula de control de aceite de transmisión, en este caso se busca robustecer la fuerza generada por el circuito electromagnético de la misma, aumentando su valor. Para ello es necesario evaluar el diseño actual de la misma, para lo que se utilizan las dimensiones geométricas de 50 válvulas. Estos valores se utilizan para simular su desempeño a una determinada corriente de trabajo.

Resultados

El método propuesto incluye un nuevo paso dentro de la metodología tradicional de diseño robusto. Primero se obtienen datos del sistema en condiciones actuales con valores de los factores seleccionados en la definición del sistema, junto con su salida respectiva, de acuerdo a su variación inicial. Se requiere que estos valores iniciales sean de las condiciones en las que se encuentra el diseño, sin realizar modificaciones fuera de sus condiciones de trabajo normales.

Estos datos se analizan a modo de obtener aquellos que tengan una mayor influencia en el valor de la salida medida.

Aplicación

En el sistema para la aplicación de la metodología se encuentran 19 factores, los cuales se tratan de dimensiones geométricas de características que afectan la conductividad del campo electro magnético.

Comparación de Métodos

Método 1

Para su evaluación, 18 factores se les asignan 3 niveles, y al último se le evalúa a dos niveles para realizar un arreglo ortogonal L54 dentro del que se incluyen 18

factores a 3 niveles y 1 factor a dos niveles. De acuerdo a los resultados obtenidos, en la figura 1 se observa el diagrama de efectos principales para la relación señal a ruido y en la media. Gráficamente muestra que hay tres factores que influyen de manera significativa en esta relación, los cuales son A, J y Q.

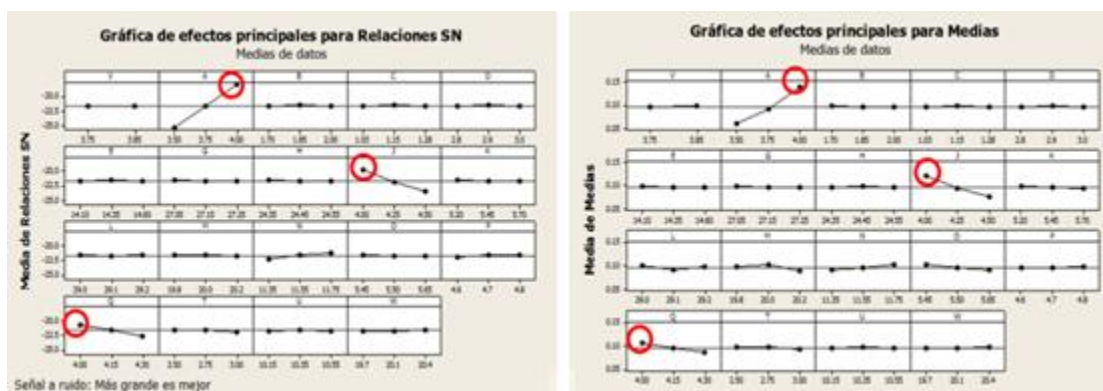


Figura 1. Gráficos de efectos principales para experimento 1

Estos factores son utilizados para hacer una optimización de dos pasos, mediante la cual se realizan corridas de predicción y de confirmación para robustecer el diseño (Tabla 1).

Tabla 1. Predicciones y comprobaciones para experimento 1

	S/N Predicción	S/N Confirmación	Media Predicción	Media Confirmación
Óptimo	-20.3867	-21.0319	0.1119	0.0963
Inicial	-21.3433	-21.8615	0.0903	0.0883
Mejora	0.9566	0.8297	0.0216	0.0080
	10%	9%		

Se obtienen los valores de salida con la nueva combinación de factores. A partir de los valores de s media y desviación estándar se calcula el tamaño de muestra necesario para realizar una validación estadística.

Método 2

Para el experimento 2 se utiliza la primer herramienta propuesta para la selección de factores, mediante una regresión de PLS (mínimos cuadrados parciales). Se toma el valor del coeficiente mayor, y se saca el valor de su 10%, a este valor se le denomina k y se considera como significativo para el análisis todo factor cuyo coeficiente sea mayor a k . En este caso el coeficiente mayor es el del factor A, que es 0.2512; por lo tanto $k=0.02512$. Como se muestra en la figura 2.

De acuerdo al gráfico obtenido se pueden seleccionar a simple vista 7 factores, los cuales cuentan con los coeficientes mayores. Éstos son los factores A, J, Q, O, C, K y G.

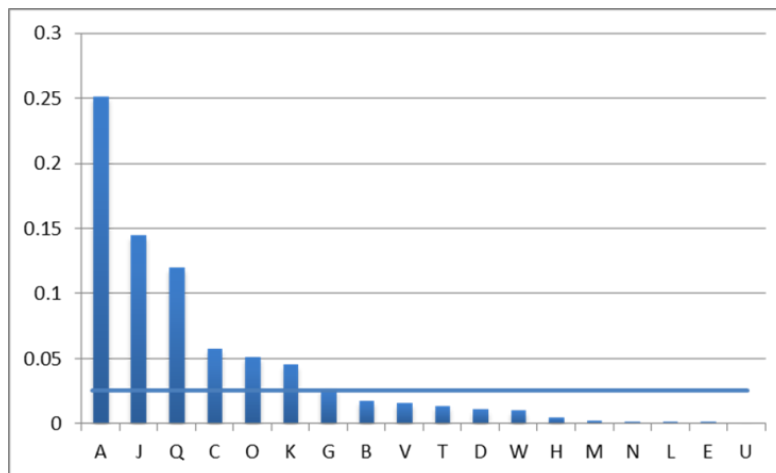


Figura 2. Coeficientes de regresión para cada factor.

Para la evaluación de 7 factores seleccionados, se selecciona un arreglo L27, que incluye los 7 factores evaluados a 3 niveles, los cuales son los mismos niveles que se evaluaron estos factores en el arreglo de 19 factores. En la figura 3 se observa el

diagrama de efectos principales para la relación señal a ruido y la media. Gráficamente muestra que hay tres factores que influyen de manera significativa en esta relación, los cuales son A, J y Q.

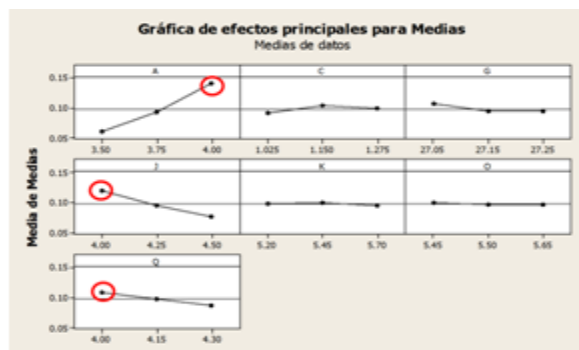
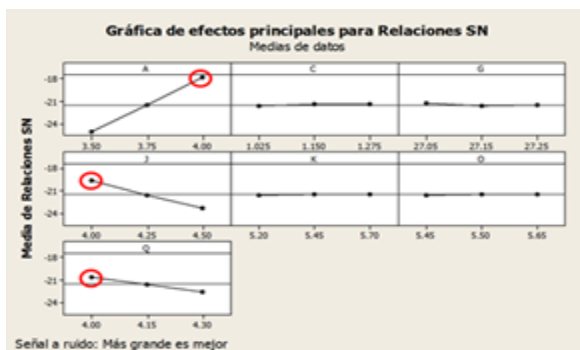


Figura 3. Gráficos de efectos principales para experimento 2

Se realiza la optimización de dos pasos, mediante la cual se realizan corridas de predicción y de confirmación para robustecer el diseño (Tabla 2).

Para este experimento se tuvo una mejora en de un 9% para el coeficiente señal a ruido; y un 0.008mN de mejora en la fuerza de salida, que con respecto al valor inicial, representa un 9%.

Tabla 2. Predicciones y comprobaciones para experimento 2

	S/N Predicción	S/N Confirmación	Media Predicción	Media Confirmación
Óptimo	-20.7530	-21.0319	0.1118	0.0963
Inicial	-21.5911	-21.8615	0.0918	0.0883
Mejora	0.8381	0.8297	0.0199	0.0080
	9%	9%		

Método 3

Para el experimento 3 se utiliza la segunda herramienta propuesta para la selección de factores, a partir de los pesos obtenidos para cada variable se calcula el valor de su coeficiente VIP (Figura 4). En la figura se observa un resumen de los valores obtenidos mediante este cálculo. Se seleccionan como significativos las variables que tengan un coeficiente VIP de valor mayor que u ; en este caso $u=1$.

Para la evaluación de 6 factores seleccionados, se selecciona un arreglo L27,

que incluye los 6 factores evaluados a 3 niveles, los cuales son los mismos niveles que se evaluaron estos factores en el arreglo de 19 factores. En la figura 5 se observa el diagrama de efectos principales para la relación señal a ruido y medias. Gráficamente muestra que hay tres factores que influyen de manera significativa en esta relación, los cuales son M y W en su primer nivel.

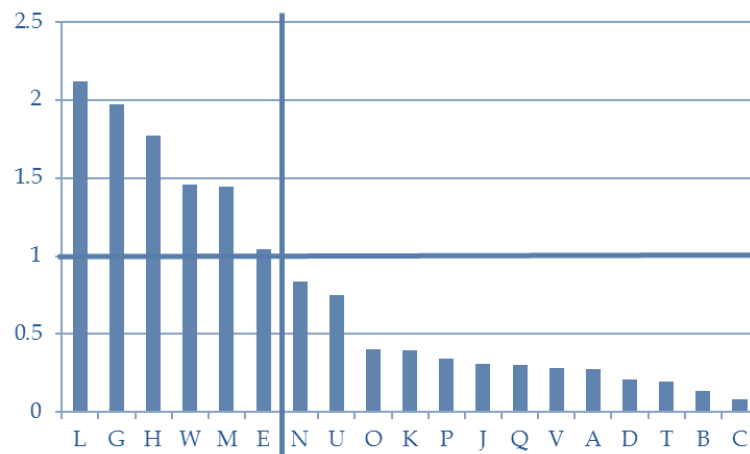


Figura 4. Valor de puntaje VIP para cada factor.

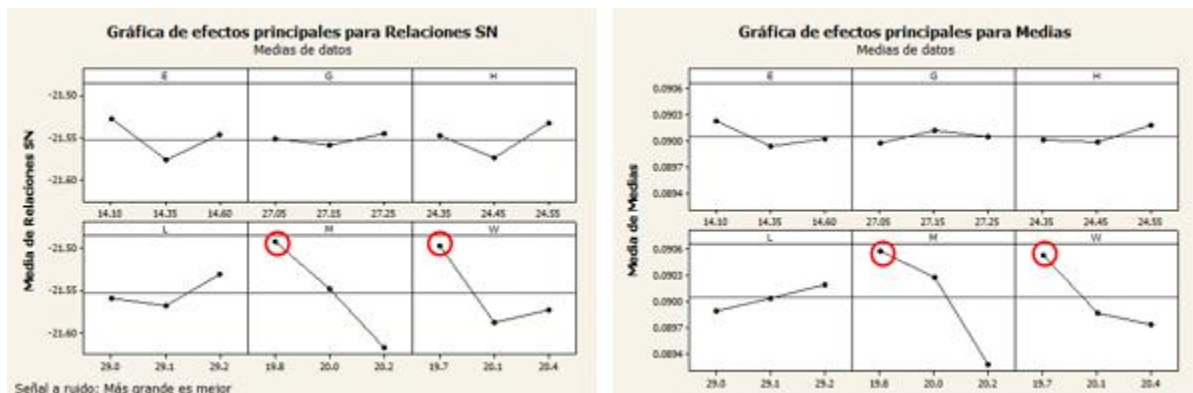


Figura 5. Gráficos de efectos principales para experimento 3

Se realiza la optimización de dos pasos, mediante la cual se realizan corridas de predicción y de confirmación para robustecer el diseño (Tabla 3).

Tabla 3. Predicciones y comprobaciones para experimento 3

	S/N Predicción	S/N Confirmación	Media Predicción	Media Confirmación
Óptimo	-21.4604	-21.7120	0.0909	0.0894
Inicial	-21.5912	-21.8615	0.0895	0.0883
Mejora	0.1308	0.1495	0.0014	0.0010
	1%	2%		

Se puede apreciar la mejora para el factor señal a ruido tuvo una mejora de un 2% para los valores de confirmación, y un 0.010mN para la fuerza de salida, que es un 1.1%.

Validación de Resultados.

A partir de los conjuntos de datos obtenidos de cada uno de los diseños de cada experimento, se realizan pruebas entre el experimento uno con los experimentos 2 y 3 con la finalidad de determinar si alguno de los dos tuvo un resultado estadísticamente igual, para cumplir con el objetivo.

Primero se compara el Experimento 1 contra el experimento 2, el valor de probabilidad p es mayor a 0.05, se puede afirmar que no existe evidencia suficiente para rechazar la hipótesis nula, por lo tanto la salida de la fuerza del diseño obtenido en el experimento 1 es estadísticamente igual a la obtenida con el diseño obtenido en el experimento 2, como se muestra en la comparación de sus distribuciones en la figura 6.

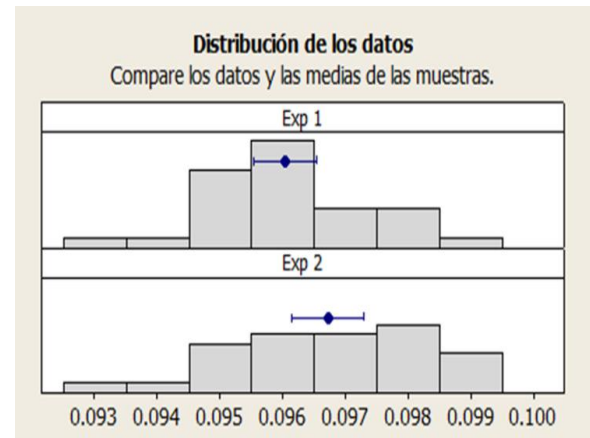


Figura 6. Comparación de distribuciones Experimento 1 vs Experimento 2

Se realiza la comparación el Experimento 1 contra el experimento 3 el valor de probabilidad p es menor a 0.05, se puede afirmar que existe evidencia suficiente para rechazar la hipótesis nula, por lo tanto la salida de la fuerza del diseño obtenido en el experimento 1 es diferente a la obtenida con el diseño obtenido en el experimento 3, como se muestra en la figura 7.

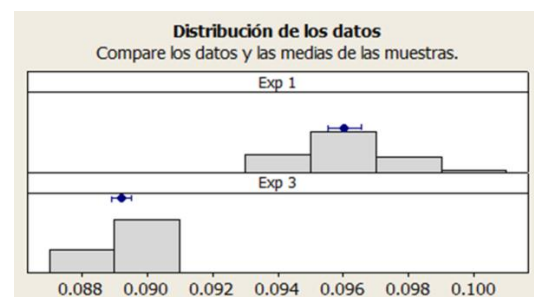


Figura 7. Comparación de distribuciones Experimento 1 vs Experimento 3

Dados los resultados obtenidos se puede afirmar que utilizando la herramienta seleccionando los factores directamente de los valores de los coeficientes de regresión calculados por PLS, es la que más se asemeja a los resultados obtenidos por el método tradicional.

Conclusiones

De acuerdo al estudio realizado se puede afirmar que al realizar un análisis de selección de variables es posible obtener resultados similares, con un menor número de experimentos. En el caso de la selección por coeficientes de regresión se seleccionaron los mismos factores para robustecer el diseño, lo cual indica que es el método indicado para un caso como este.

Esta metodología utiliza datos de los parámetros actuales del sistema evaluado, por lo que no es necesario realizar modificación alguna para poder llevar a cabo el análisis de selección de factores.

El uso de regresión por mínimos cuadrados parciales, permite realizar la selección aunque los datos presenten correlaciones altas, o si se tiene un número mayor de factores con respecto a las observaciones.

Los coeficientes de regresión nos indican qué variables son las que necesitan

ser controlados de manera más estricta dada la condición inicial del diseño evaluado; mientras que con las puntuaciones VIP, se obtienen las variables significativas para el diseño en general. Una vez controladas las primeras, los factores seleccionados por ambas herramientas deben ser similares.

Con un método como este, es posible identificar factores que no se encuentran a la vista, resolviendo de manera más eficiente la selección de factores, para obtener un resultado eficiente con un menor número de experimentos.

Este estudio se realiza solamente en datos continuos con la intención de analizarlos de manera más objetiva al tratarse de variables del mismo tipo. Como recomendación para estudios futuros es la adición de variables discretas y la búsqueda de la manera de relacionarlas, para así evaluar una mayor cantidad de variables en un sistema.

Referencias

Baril, C., Yacout, S., & Clément, B. (2011). Optimization Using Taguchi Method for Electromagnetic Application. 60(1).

Centner, V., & Massart, D. (1996). Elimination of Uninformative Variables for Multivariate Calibration. Anal. Chem.(68), 3851-3858.

Chi-Hyuck, J. (2009). Use of Partial Least Squares Regression for Variable Selection and Quality Prediction. Computers & Industrial Engineering, 1302-1307.

Creveling, C., Slutsky, J., & Antis, D. J. (2003). Design for Six Sigma: In Technology and Product Development. Upper Saddle River, New Jersey, USA: Pearson.

Cruz, E. A., Medina, P. D., & Silva, C. A. (Abril de XVII). Una Revisión Crítica de la Razón Señal Ruido Usada por Taguchi. Scientia et Technica.

El-Haik, B., & Roy, D. M. (2005). Service Design for Six Sigma: A Roadmap for Excellence. Hoboken, New Jersey, USA: John Wiley & Sons, Inc.

Erzurumlu, T., & Ozcelik, B. (2006). Minimization of warpage and sink index in injection-molded thermoplastic parts using Taguchi optimization method. Elsevier, 27(10), págs. 853-861.

Kulogowski, J., & al., e. (2013). Evaluation of the effect of chance correlations on variable selection using Partial Least Squares-Discriminant Analysis. Talanta, 835–840.

Lee, D. (2011). Sparse partial least-squares regression and its applications to high-throughput data analysis. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 1-8.

Medina, P. D., Cruz, E. A., & Restrepo, J. H. (2007). Aplicación el modelo de experimentación Taguchi en un Ingenio Azucarero del Valle de Cauca. Ciencia Et Technica, XIII(34).

Oktem, H., Erzurumlu, T., & Uzman, I. (3 de March de 2006). Application of Taguchi optimization technique in determining plastic injection molding process parameters for a thin-shell part. Elsevier, págs. 1271–1278.

Oktem, H., Erzurumlu, T., & Uzman, I. (2006). Application of Taguchi optimization technique in determining plastic injection molding process parameters for a thin-shell part. Elsevier, 1271-1278.

Omekanda, A. M. (15 de May de 2005). Robust Torque- and Torque-per-Inertia Optimization of a Switched Reluctance Motor using the Taguchi Methods. IEEE International Conference, págs. 521 - 526.

Omekanda, A. M. (2005). Robust Torque- and Torque-per-Inertia Optimization of a Switched Reluctance Motor using the Taguchi Methods. IEEE International Conference, 521-526.

Rincón, R. D. (1993). Ingeniería de Calidad: Robustez del Proceso de Urdido en una Planta de

Likra por el Método Taguchi. Revista Universidad EAFIT, 29(89).

Taguchi, G., Elsayed, A., & Hsiang, T. (1989). Quality Engineering in Production Systems. USA: McGraw Hill.

Tanco, M., Viles, E., & Pozueta, L. (2009). Diferentes Enfoques del Diseño de Experimentos (DOE). Memoria de trabajos de difusión científica y técnica, 7.

Venkata Mohan, S., & Venkateswar Reddy, M. (2013). Optimization of critical factors to enhance polyhydroxyalkanoates (PHA) synthesis by mixed culture using Taguchi design of experimental methodology. Bioresource Technology(128), 409-416.

Weng, W.-C., Yang, F., Demir, V., & Elsherbeni, A. (2006). Optimization using Taguchi method for electromagnetic applications. Antennas and Propagation, 1-6.

Weng, W.-C., Yang, F., Demir, V., & Elsherbeni, A. (2006). Optimization Using Taguchi Method for Electromagnetic Applications. Missisipi, USA.

Wu, Z.-Y., Wu, H.-W., & Hung, C.-H. (2014). Applying Taguchi method to combustion characteristics and optimal factors determination in diesel/biodiesel engines with port-injecting LPG. Fuel, 117, 8-14.

Yi Wu, Z., Wen Wu, H., & Han Hung, C. (13 de September de 2013). Applying Taguchi method to combustion characteristics and optimal factors determination in diesel/biodiesel engines with port-injecting LPG. Elsevier, 117, págs. 8-14.

Yusoff, N., Ramasamy, M., & Yusup, S. (2011). Taguchi's parametric design approach for the selection of optimization variables in a refrigerated gas plant. Chemical Engineering Research and Design, 89, 665-675.