ppi 201502ZU4659

Esta publicación científica en formato digital es continuidad de la revista impresa ISSN 0254-0770 / Depósito legal pp 197802ZU38

REVISTA TECNICA

DE LA FACULTAD DE INGENIERIA UNIVERSIDAD DEL ZULIA

MARACAIBO - VENEZUELA



Una Revista Internacional Arbitrada que está indizada en las publicaciones de referencia y comentarios:

- Science Citation Index (SCIExpanded)
- Compendex
- Chemical Abstracts
- Metal Abstracts
- World Aluminium Abstracts
- Mathematical Reviews
- Petroleum Abstracts
- Zentralblatt Für Mathematik
- Current Mathematical Publications
- MathSci (online database)
- Revencyt
- Materials Information
- Periódica
- Actualidad Iberoamericana



Rev. Téc. Ing. Univ. Zulia. Vol. 40, No. 1, 11-20, 2017

Surrogate-based optimization of a brake pedal

Autores: José L. Romero, Nestor V. Queipo

Instituto de Cálculo Aplicado, Facultad de Ingeniería, Universidad del Zulia, Apartado 4011-A-526- Telex LUZ-R-VE-64287 - Tlf.: (0261) 4128701 Fax (0261)7512214. {jlromero, nqueipo} @ica.luz.edu.ve

Abstract

Trying to avoid failure in formula SAE vehicles during competition, there is a regulation on the minimum load the brake pedal should withstand, *i.e.*, 2000 N. Furthermore, the use of conventional design methods and the cited load restriction may lead to potentially oversized brake pedals. In this work, the problem of interest, *i.e.*, minimize the brake pedal mass (M) subject to structural restrictions was systematically solved: i) defining a numerical model of a FSAE brake pedal, ii) constructing surrogate models to predict mass (M), maximum von Mises stress (Smax) and buckling load factor (fpandeo) from design of experiments and results of numerical simulations, and iii) adaptively optimizing the brake pedal mass using selected surrogates. The effectiveness of the proposed approach was demonstrated in the design of a FSAE brake pedal with eight (8) design variables (geometry) using Kriging and polynomial regression as surrogate models. The optimal design exhibits a mass of 157.5 g, representing a mass reduction in the order of 5.5 % with respect to a functional design for the same safety factor.

Key words: FSAE brake pedal; surrogate models; surrogate based-optimization; structural analysis; buckling.

Diseño óptimo basado en metamodelos de un pedal de freno tipo Fórmula SAE

Resumen

Tratando de evitar la falla del pedal de freno en los vehículos de Fórmula SAE en competencia, se ha impuesto reglamentariamente que el pedal debe soportar como mínimo una carga de 2000 N. Por otro lado, el uso de métodos de diseño convencionales y la citada restricción sobre la carga pueden conducir a pedales de freno sobredimensionados. En este trabajo el problema de interés, *i.e.*, minimizar la masa del pedal de freno (M) sujeto a restricciones estructurales fue sistemáticamente resuelto: i) definiendo un modelo numérico de un pedal de freno FSAE, ii) construyendo metamodelos para predecir masa (M), máximo esfuerzo de von Mises (Smax) y factor de pandeo (fpandeo) a partir de diseños de experimentos y resultados de simulaciones numéricas, y iii) optimizando adaptativamente la masa del pedal de freno tipo FSAE considerando ocho (8) variables de diseño geométricas, y usando Kriging y regresión polinomial como metamodelos. El diseño óptimo obtenido exhibe una masa de 157,5 g, lo que representa una disminución de la masa en el orden del 5,5 % con respecto a un diseño funcional con el mismo factor de seguridad.

Palabras clave: pedal de freno FSAE; metamodelos; optimización basada en metamodelos; análisis estructural; pandeo.

Introducción

Cuando se diseña un vehículo monoplaza tipo Fórmula SAE cada componente debe ser seguro y ligero para disminuir la masa del vehículo, y obtener la mayor ventaja de la potencia del motor. Antes del año 2011, los equipos FSAE a menudo reducían el factor de seguridad en métodos de diseño convencionales y subestimaban las cargas aplicadas a la pedalera (para reducir su masa). Esto condujo a fallas del pedal de freno durante la competencia dinámica y a una nueva regulación (FSAE, 2011 [1]) que requiere que el pedal de freno resista una carga mínima de 2000 N. El resultado de considerar la nueva regulación y el uso de métodos de diseño convencionales puede ocasionar la implantación de pedales de freno potencialmente sobredimensionados (problema de interés).

Recientemente, el equipo FSAE de la Universidad del Zulia-Venezuela [2-4] ha abordado el problema de pedales sobredimensionados usando el enfoque de ensayo y error. Por otra parte, el acople directo del análisis estructural de elementos finitos (EF) y métodos de optimización puede ser computacionalmente costoso y podría ocasionar incumplimientos en el cronograma de la competencia FSAE. Para la optimización de modelos computacionalmente costosos como el planteado en este trabajo se ha propuesto el uso de metamodelos, con aplicaciones exitosas en la industria automotriz [5-9]. La optimización basada en metamodelos se refiere a la idea de construir modelos sustitutos (metamodelos) a partir de resultados de simulación numérica y utilizarlos en procesos de optimización.

Este trabajo presenta un enfoque basado en metamodelos para la optimización del pedal de freno de un vehículo de carrera monoplaza que cumpla con el reglamento FSAE 2016 [10]. El problema de interés es sistemáticamente resuelto: i) definiendo un modelo numérico de un pedal de freno, ii) construyendo metamodelos, *i.e.*, regresión polinomial (PRG) y Kriging (KRG), para predecir los valores de masa (M), máximo esfuerzo de von Mises (S_{max}) y el factor de carga de pandeo (f_{pandeo}) del modelo del pedal de freno a partir de resultados de simulación numérica, y iii) optimizando el modelo basado en metamodelos del pedal de freno a través de un enfoque de optimización adaptativa (actualización del metamodelo) basado en gradientes.

Formulación del problema de optimización

Dado un modelo de pedal de freno FSAE con un conjunto de variables y parámetros de diseño (Figura 1),

Hallar $\mathbf{x} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_8]$, tal que, Minimice $\mathbf{M}(\mathbf{x})$ Sujeto a:

$$S_{\max}(x) - \frac{s_y}{n} \le 0 \tag{1}$$

$$n - f_{pandeo}(x) \le 0 \tag{2}$$

$$x_{L,i} \le x_i \le x_{U,i};$$
 $i = 1, 2, ..., 8$ (3)

donde:

х:	Vector de variables de diseño
M(x):	Masa del pedal de freno
S _{max} (x):	Máximo esfuerzo de von Mises generado en el pedal del freno
f _{pandeo} (x):	Factor de carga de pandeo en el pedal del freno
S _y :	Resistencia a la fluencia del material
n :	Factor de seguridad

los subíndices L y U denotan los límites inferior y superior, respectivamente.

Modelo numérico del pedal de Freno tipo FSAE

Variables y parámetros de diseño

La parametrización del modelo geométrico del pedal de freno incluye un conjunto de ocho (8) variables de diseño (Figura 1) seleccionadas usando análisis de sensibilidad global [11] asegurando un razonable, costo computacional y error estimado durante la construcción de los metamodelos. Nótese que estas variables, cuyos límites aparecen reportados en la Tabla 1, permiten un número significativo de formas alternativas del pedal. Las Tablas 2 y 3 muestran los parámetros geométricos del modelo del pedal y las propiedades del material, respectivamente.



Figura 1. Modelo geométrico del pedal de freno tipo FSAE con parámetros y variables de diseño.

	Límite	e (mm)		Límite (mm)		
variable de diseño	Inferior	Superior	variable de diseño	inferior	superior	
d1	27	33	d5	12	18	
d2	70	80	d6	80	115	
d3	70	87	d7	5	8	
d4	2	4	d8	2	6	

Tabla 1. Variables de diseño del modelo geométrico del pedal de freno tipo FSAE.

Tabla 2. Parámetros del modelo geométrico del pedal de freno tipo FSAE.

Parámetro de diseño	Valor	Parámetro de diseño	Valor	Parámetro de diseño	Valor	Parámetro de diseño	Valor
c1	12,7 mm	c10	75°	c19	36 mm	c28	13 mm
c2	15,875mm	c11	50 mm	c20	6 mm	c29	4 mm
c3	10 mm	c12	200 mm	c21	4 mm	c30	67 mm
c4	37,32 mm	c13	3,175 mm	c22	24 mm	c31	3 mm
c5	10 mm	c14	3,175 mm	c23	2 mm	c32	67 mm
c6	48 mm	c15	67 mm	c24	5 mm	c33	3 mm
c7	10 mm	c16	30 mm	c25	12 mm	-	-
c8	10 mm	c17	2 mm	c26	5 mm	-	-
c9	75°	c18	60 mm	c27	7,5 mm	-	-

r topicuates metametas y físicas del	Mullinio 0003 13 [12].
Propiedades	Valor
Módulo de Young (E)	68,9 GPa
Relación de Poisson (v)	0,33
Resistencia Última (S _{ut})	186 MPa
Resistencia a la fluencia (S _v)	145 MPa
Densidad (p)	2,7 g/cm ³

Tabla 3. Propiedades mecánicas y físicas del Aluminio 6063-T5 [12].

Suposiciones en el análisis estructural

El análisis de esfuerzo de elementos finitos (EF) fue estático y lineal.

El análisis de pandeo de EF fue no lineal (grandes desplazamientos) mediante autovalores.

El material fue considerado homogéneo e isotrópico.

La carga máxima fue distribuida uniformemente y gradualmente aplicada (sin impacto).

El factor de seguridad es fijado en n=1,5 para los dos modos de falla, esfuerzo y pandeo.

Carga y condiciones de borde

El pedal de freno debe soportar una carga de 2000 N sin que falle el sistema de freno o la pedalera [10] y está sujeto a las condiciones de borde tipo pasador y planar en una región anular según se especifica en la Figura 2. Nótese que el dominio del modelo numérico del pedal de freno debe ser completo (Figura 2) para efectuar un correcto análisis de pandeo; de haber existido solo el modo de falla por condición de esfuerzo se habría apelado al principio de simetría para reducir el tiempo computacional.



Figura 2. Dominio del modelo numérico del pedal de freno tipo FSAE en el análisis estructural con carga aplicada y condiciones de borde.

Estudio de refinamiento de la malla

La Tabla 4 muestra los resultados del estudio de la resolución de la malla para nueve (9) longitudes máximas de elementos finitos del modelo numérico del pedal de freno reseñado en la Tabla 5. Nótese que la malla por defecto en el reconocido programa ANSYS Workbench® ofrece el error relativo más alto en el cálculo de S_{max} y f_{pandeo} al compararlo con los mejores resultados obtenidos usando

una longitud máxima de 1 mm (valor dea referencia) en los elementos finitos. La malla adoptada de 3 mm de longitud máxima de elementos finitos representa una solución de compromiso entre los errores relativos de S_{max} y f_{pandeo} , y el tiempo computacional. Los tiempos de ejecución con la malla seleccionada son aproximadamente 6 y 7 segundos por análisis estructural y de pandeo, respectivamente, en una computadora Intel Core i7-3630QM CPU @ 2,40 Hz con 6 GB de memoria RAM.

Tabla	a 4.
-------	------

Errores de S_{max} y f_{pandeo} vs. tiempo computacional (TC) para diferentes longitudes de elementos finitos en el modelo numérico del pedal de freno.

Máxima longitud del elemento finito (mm)	Número de elementos	S _{max} (MPa)	Error relativo (%)	TC (s)	\mathbf{f}_{pandeo}	Error relativo (%)	TC (s)	TC Total (s)
malla por defecto	2949	194,67	2,200	4	1,3269	13,043	5	9
8	2923	197,51	0,774	4	1,2611	7,437	4	8
7	2568	195,83	1,618	4	1,3200	12,455	4	8
6	2981	196,89	1,085	4	1,2868	9,627	6	10
5	3658	197,25	0,904	3	1,2660	7,855	6	9
4	4521	196,07	1,497	4	1,2417	5,785	6	10
3	7555	197,96	0,548	6	1,2053	2,684	7	13
2	14558	198,54	0,256	9	1,1855	0,997	18	27
1	67804	199,05	0,000	29	1,1738	0,000	1120	1149

Tabla 5.

Valores iniciales de las variables de diseño en el modelo numérico del pedal de freno.

Variable de diseño	Valor (mm)	Valor (mm) Variable de diseño	
d1	27	d5	12
d2	80	d6	110
d3	70	d7	5
d4	3	d8	2,2

Metodología

Los pasos claves en la optimización basada en metamodelos [13] del pedal de freno tipo FSAE son:

- 1. Diseño de experimentos (DOE)
- 2. Simulación numérica de DOE
- 3. Construcción de metamodelos a partir de DOE

(entrada) y resultados de simulaciones numéricas (salida)

4. Optimización basada en metamodelos

La Figura 3 ilustra el proceso de especificación de metamodelos (pasos 1-3) para una función con dos (2) variables de entrada (x_1, x_2) y una (1) variable de salida (y) construida a partir de diseño de experimento con dieciséis (16) muestras y los resultados de las simulaciones numéricas correspondientes.

15



Figura 3. Ejemplo de pasos claves en la construcción de metamodelo para una función con dos variables de diseño y un DOE con dieciséis muestras.

1. Diseño de experimentos (DOE)

El DOE se genera usando el procedimiento denominado hipercubo latino (LHS) [14]. En este trabajo, el tamaño de la muestra fue de quinientos (500) puntos (cada punto representando un vector de 8 variables de diseño) muy por encima del mínimo recomendado por Jones [15] (80 puntos) de diez (10) veces el número de variables de diseño. El DOE fue obtenido ejecutando el comando *lhsdesign* de MATLAB® con criterios de optimización *maximin* (maximizar la mínima distancia entre puntos).

2. Simulación numérica de DOE

Los valores de M, S_{max} y f_{pandeo} asociados a cada una de la muestras del DOE fueron determinados usando análisis de propiedades de masa, y simulaciones numéricas basada en elementos finitos (S_{max} y f_{pandeo}) con estudios estático lineal y pandeo no lineal disponibles en el programa ANSYS Workbench®, respectivamente.

3. Construcción de metamodelos

Los metamodelos seleccionados para pronosticar los valores de M, S_{max} y f_{pandeo} (variables de salida) fueron: i) regresión polinomial, y ii) Kriging. A continuación se presenta una breve reseña de cada uno:

3.1. Regresión polinomial (PRG)

En esta investigación se utilizarán los modelos de regresión [16] de las formas lineal (L),

$$\hat{y}(x) = \beta_0 + \sum_{i=1}^d \beta_i x_i \tag{4}$$

y cuadrático (Q):

$$\hat{y}(x) = \beta_0 + \sum_{i=1}^d \beta_i x_i + \sum_{i=1}^d \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i=1}^{d-1} \sum_{j=i+1}^d \beta_{ij} x_i x_j$$
(5)

donde \boldsymbol{x}_i son las variables de diseño, \boldsymbol{d} es el número máximo de variables de diseño y los parámetros $\boldsymbol{\beta}_0$, $\boldsymbol{\beta}_i, \boldsymbol{\beta}_{ii}$ y $\boldsymbol{\beta}_{ij}$ son estimados por el método de mínimos cuadrados implementado en el comando regress de la herramienta computacional MATLAB[®].

3.2. Modelo Kriging (KRG)

- - -

La salida del modelo Kriging [17] es una combinación de un modelo polinomial f(x) y un modelo del error (Z(x)):

$$\hat{y}(x) = f(x) + Z(x) \tag{6}$$

donde $\hat{y}(x)$ es la función de interés desconocida, f(x) es una función de regresión de x y Z(x) es un modelo estocástico del error con media cero y covarianza dada por la siguiente expresión:

$$Cov[Z(x_i, x_j)] = \sigma^2 R(x_i, x_j)$$
⁽⁷⁾

donde σ^2 es la varianza del proceso y R es una función de correlación. En este trabajo, son usadas funciones de regresión constante (0) y lineal (1), y de correlación Gaussiana (G), exponencial (E), lineal (L) y esférica (S). Los parámetros del modelo de regresión y de la función de correlación seleccionada son normalmente identificados maximizando una función de verosimilitud. La implementación de Kriging utilizada es la disponible en la librería de rutinas denominada Diseño y Análisis de Experimentos Computacionales (DACE) [18] en MATLAB®.

3.3. Estimación de errores de metamodelos

El esquema utilizado para estimar los errores de pronóstico de los modelos de regresión y Kriging es el conocido como validación cruzada, con el diseño de experimentos dividido en 10 conjuntos, nueve para entrenamiento y uno para estimación de errores; detalles de este esquema están disponibles en Queipo [13]. Las medidas de desempeño utilizadas fueron: el máximo error absoluto porcentual (MAXE%), la raíz del error cuadrático medio porcentual (RMSE%) y el coeficiente de determinación R^2 (ver, por ejemplo, Deng [19]).

4. Optimización basada en metamodelos

La Figura 4 muestra la estrategia de optimización basada en metamodelos para M, Smax y fpandeo, donde los metamodelos son actualizados, con un nuevo punto proveniente de simulación numérica en elementos finitos, hasta que se satisface un criterio de parada, i.e., un número de iteraciones es alcanzado (100), o $|x^k - x^{k-1}| \leq 0,01$.



Figura 4. Flujograma de la optimización adaptativa basada en metamodelos del pedal de freno tipo FSAE.

El método de optimización utilizado es basado en gradiente y corresponde al algoritmo conocido como programación secuencial cuadrática (SQP) [20] implementado en el comando fmincon de MATLAB®. El resultado de la aplicación del método de optimización basado en gradientes está influenciado por el punto de partida (vector de valores de variables de diseño) y conduce generalmente a óptimos locales, por lo que en la búsqueda de valores óptimos globales en este trabajo se utilizan múltiples inicializaciones aleatorias (20) del punto de partida.

Resultados y Discusión

Esta sección muestra el desempeño de los metamodelos, y los resultados de la optimización del pedal de freno.

Desempeño de los metamodelos

Cuando consideramos los metamodelos de M y $f_{pandeo'}$ y $S_{max'}$ el mejor desempeño se obtiene utilizando el método Kriging con regresión constante (KRG_GO) y función de correlación Gaussiana (M y f_{pandeo}), y regresión lineal (KRG_L1) con función de correlación lineal (S_{max}); la Tabla 6 reporta los resultados obtenidos para las diferentes estrategias de metamodelado.

Tabla 6.

Desempeño de los metamodelos de M, Smax y fpandeo, y tiempo promedio de construcción y predicción del metamodelo para un ciclo de validación cruzada (tf); en negritas se exhiben los mejores resultados.

Matamadala	M			S _{max}			f_{pandeo}					
Metamodelo	MAXE%	RMSE%	\mathbb{R}^2	t _f (s)	MAXE%	RMSE%	\mathbb{R}^2	t _f (s)	MAXE%	RMSE%	\mathbb{R}^2	t _f (s)
KRG_G0	0,079	0,023	1,000	2,419	22,772	7,007	0,962	2,944	5,354	1,359	1,000	3,194
KRG_G1	0,682	0,203	1,000	3,148	22,077	6,336	0,968	3,113	5,505	1,538	1,000	3,412
KRG_E0	1,673	0,508	0,999	3,174	23,095	6,218	0,972	3,059	16,941	4,403	0,996	3,173
KRG_E1	1,224	0,348	1,000	3,152	22,352	5,801	0,975	3,204	16,014	4,078	0,997	3,242
KRG_L0	1,521	0,444	1,000	3,175	21,924	5,910	0,973	2,921	15,147	4,038	0,997	3,345
KRG_L1	1,259	0,399	1,000	3,297	21,291	5,717	0,975	3,105	13,796	3,601	0,998	3,316
KRG_S0	1,875	0,529	0,999	3,592	22,194	6,098	0,973	3,460	18,171	4,999	0,995	3,561
KRG_S1	1,003	0,273	1,000	3,475	22,300	5,925	0,974	3,320	15,161	4,035	0,997	3,240
PRG_L	5,468	1,781	0,993	0,002	41,680	13,528	0,872	0,002	50,084	17,341	0,944	0,002
PRG_Q	0,534	0,172	1,000	0,009	21,005	6,134	0,971	0,008	10,188	3,516	0,998	0,008

Pedal de freno tipo FSAE óptimo

La Figura 5 muestra la evolución de la masa del modelo del pedal de freno tipo FSAE a lo largo de las iteraciones de la estrategia de optimización basada en metamodelos; luego de nueve (9) iteraciones (Figura 5) y un tiempo computacional de aproximadamente 190 segundos por iteración se generó el diseño óptimo reportado en la Figura 6. El diseño óptimo del pedal de freno que ofrece el mejor desempeño exhibe una M=157,486 g, un S_{max}=96,621 MPa y un f_{pandeo}=2,747, lo que representa reducciones en la masa de 8,3 % y 5,5 % con respecto, al mejor diseño factible de la muestra del DOE (Figura 7) y al diseño funcional con el mismo factor de seguridad de Abreu [4] (166,57 g), respectivamente.





Variable de diseño	Valor (mm)	- MPa 96,621 Max
d1	31,392	85,899 75,177 75,177
d2	80	53,733
d3	81,122	32,288 21,566
d4	2	0,12194 Min
d5	15,519	
d6	82,311	
d7	2	
d8	2,365	0,00 35,00 70,00 (mm)
	_,	- 0,00 35,00 70,00 (mm)

Figura 6. Valores óptimos de las variables de diseño y distribución de esfuerzos en el modelo numérico del pedal de freno tipo formula SAE.



Figura 7. M vs. S_{max} del diseño óptimo basado en metamodelos y de la muestra DOE.

Conclusiones

Este trabajo presenta una estrategia efectiva basada en metamodelos para minimizar la masa de un pedal de freno tipo FSAE (M) sujeto a restricciones estructurales, *i.e.*, de esfuerzo - S_{max} (relacionado con el esfuerzo de von Mises) y de pandeo- f_{pandeo} . La efectividad de la estrategia propuesta es el resultado del uso de metamodelos (Kriging y regresión polinomial) para las funciones M, S_{max} y f_{pandeo} , y un enfoque de optimización adaptativa (actualización del metamodelo) basado en gradientes.

Aspectos a considerar en futuros trabajos incluyen el modelado de incertidumbre en las propiedades de los materiales, en el modelado numérico del pedal de freno, el diseño óptimo probabilístico basado en confiabilidad versus el obtenido utilizando factores de seguridad, y el impacto en el diseño, de medidas de reducción de incertidumbre de post-diseño.

Referencias

- SAE International: "2011 Formula SAE rules". http://www.studymode.com/essays/Fsae-Rules-2011-624763.html, (2010).
- [2] Clara A. y Martínez M.: "Diseño y construcción de una pedalera para un vehículo monoplaza tipo fórmula SAE". Trabajo Especial de Grado, Escuela de Ingeniería Mecánica, Universidad del Zulia, (2012).
- [3] Guerrero J. y Ocando A.: "Diseño y construcción de un pedal de freno para un vehículo tipo fórmula SAE aplicando la metodología Taguchi". Trabajo Especial de Grado, Escuela de Ingeniería Mecánica, Universidad del Zulia, (2012).
- [4] Abreu, M. y Fuenmayor, A.: "Rediseño y construcción de una pedalera para un vehículo monoplaza tipo

Fórmula SAE". Trabajo Especial de Grado, Escuela de Ingeniería Mecánica, Universidad del Zulia, (2015).

- [5] Stander, N., Roux, W. J., Giger, M., Redhe, M., Fedorova, N., and Haarhoff, J.: "A Comparison of Metamodeling Techniques for Crashworthiness Optimization". 10th AIAA/ISSMO Multidisciplinary Analysis and Optimization Conference, (2004), AIAA-2004-4489.
- [6] Fang, K., Lin, D., Winker, P., and Zhang, Y.: "Uniform design: theory and application". Technometrics, Vol. 42, No. 3, (2000), 237-248.
- [7] Zhu, P., Zhang, Y., and Chen, G. L.: "Metamodel-based lightweight design of an automotive front-body structure using robust optimization". Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, Vol. 223, No. 9, (2009), 1133-1147.
- [8] Song, X., Jung, J., Son, H., Park, J., Lee, K., and Park, Y.: "Metamodel-based optimization of a control arm considering strength and durability performance". Computers & Mathematics with Applications, Vol. 60, No. 4, (2010), 976-980.
- [9] Park, H.S., and Dang, X.P.: "Structural optimization based on CAD-CAE integration and metamodeling techniques". Computer-Aided Design, Vol. 42, No. 10, (2010), 889-902.
- [10] SAE International: "2016 Formula SAE rules". http:// students.sae.org/cds/formulaseries/rules, (2015).
- [11] Sobol, I. M.: "Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates". Mathematics and computers in simulation, Vol. 55, No. 1, (2001), 271-280.
- [12] Matweb: "Material Property Data". http://www. matweb.com/

- [13] Queipo, N. V., Haftka, R. T., Shyy, W., Goel, T., Vaidyanathan, R. and Kevin Tucker, P.: "Surrogatebased analysis and optimization". Progress in Aerospace Sciences, Vol. 41, No. 1, (2005), 1-28.
- [14] McKay, M., Bechman, R., and Conover, W.: "Comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code". Technometrics, Vol. 21, No. 2, (1979), 239-245.
- [15] Jones, D., Schonlau, M. y Welch, W.: "Efficient global optimization of expensive black-box functions". Journal of Global Optimization, Vol.13, (1998), 455– 492.
- [16] Draper, N., and Smith, H.: "Applied Regression Analysis". Biometrical journal, Vol. 11, No. 6, (1969), 427-427.
- Sacks, J., Welch, W.J., Mitchell, T.J., and Wynn, H.P.: "Design and analysis of computer experiments". Statistical science, Vol. 4, No. 4, (1989), 409-423.
- [18] Lophaven, S. N., Nielsen H. B. and Søndergaard J.: "Aspects of the DACE MATLAB® Toolbox". IMM, Technical University of Denmark, Kongens Lyngby, Denmark, http://www2.imm.dtu.dk/~hbn/dace/, (2002).
- [19] Deng, Y., Xue C. and Xu Y.: "Structural Fatigue Life Optimization Based on Metamodels". 3rd International Joint Conference on Computational Science and Optimization, Vol. 2, (2010), 233-237.
- [20] Powell, M.J.D.: "A fast algorithm for nonlinear constrained optimization calculations" Mathematics, Vol. 630, (1978), 144-157.

Recibido el 21 de abril de 2016 En forma revisada el 5 de diciembre de 2016



REVISTA TECNICA

DE LA FACULTAD DE INGENIERIA UNIVERSIDAD DEL ZULIA

Vol. 40. N°1, Abril 2017_____

Esta revista fue editada en formato digital y publicada en Abril de 2017, por el **Fondo Editorial Serbiluz, Universidad del Zulia. Maracaibo-Venezuela**

www.luz.edu.ve www.serbi.luz.edu.ve produccioncientifica.luz.edu.ve