

# Diseño de un Recipiente Toroidal de Fibra de Carbono para Automóviles a Hidrógeno usando el Método de Elementos Finitos y Deep Learning

Víctor Pazmiño-Moran, MSc<sup>1</sup>, Emilia Ramírez-Saverio, Ing<sup>2</sup>, Ángel Plaza-Vargas, MSc<sup>3</sup>, Alex Luque-Letechi, MSc<sup>1</sup>, Darwin Patiño-Pérez, Ph.D<sup>1</sup>, Lorenzo Cevallos-Torres, MSc<sup>1</sup>, Miguel Botto-Tobar, MSc<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Universidad de Guayaquil, Facultad de Ciencias Matemáticas y Física, Guayaquil, Ecuador, [victor.pazminom@ug.edu.ec](mailto:victor.pazminom@ug.edu.ec), [darwin.patinop@ug.edu.ec](mailto:darwin.patinop@ug.edu.ec), [lorenzo.cevallost@ug.edu.ec](mailto:lorenzo.cevallost@ug.edu.ec), [miguel.bottot@ug.edu.ec](mailto:miguel.bottot@ug.edu.ec)

<sup>2</sup>Universidad Nacional de La Plata, Facultad de Informática, Argentina, [emilia.ramirez@info.unlp.ar](mailto:emilia.ramirez@info.unlp.ar),

<sup>3</sup>Universidad de Guayaquil, Facultad de Ingeniería Industrial, Guayaquil, Ecuador, [angel.plazav@ug.edu.ec](mailto:angel.plazav@ug.edu.ec),

<sup>4</sup>Universidad de Guayaquil, Facultad de Ciencias Económicas, Guayaquil, Ecuador, [alex.luquel@ug.edu.ec](mailto:alex.luquel@ug.edu.ec)

**Resumen.** – El uso de hidrogeno en la industria automotriz, ha generado el diseño de nuevos recipientes a presión para su almacenamiento; los recipientes convencionales son los cilindros de metal que tienen una baja capacidad de almacenamiento y ocasionan un desperdicio de espacio en el maletero de los autos. Los recipientes toroidales de fibra de carbono son una alternativa que brindaría una mejor prestación. Se tomará el diseño de un recipiente que almacena GNC y se lo someterá a un rediseño por medio de elementos finitos (FEM) para el análisis numérico y elástico lineal de la fibra de carbono a emplearse, además se usaran Threads para acelerar el proceso de optimización y se elaborará un modelo de Red Neuronal Artificial para que aprenda a estimar el volumen de material necesario.

**Palabras Claves:** Recipiente Toroidal, Elementos Finitos, Optimización, Threads, Red Neuronal Artificial.

**Abstract.** – The use of hydrogen in the automotive industry has generated the design of new pressure vessels for its storage; Conventional containers are metal cylinders that have low storage capacity and waste space in car trunks. Carbon fiber toroidal canisters are an alternative that would provide better performance. The design of a container that stores CNG will be taken and will be subjected to a redesign by means of finite elements (FEM) for the numerical and linear elastic analysis of the carbon fiber to be used, in addition, Threads will be used to accelerate the optimization process. and an Artificial Neural Network model will be developed so that it learns to estimate the volume of material needed.

**Keywords:** Toroidal Container, Finite Elements, Optimization, Threads, Artificial Neural Network.

## I. INTRODUCCION

Actualmente, el hidrogeno está considerado como una de las alternativas energéticas de gran impacto por su bajo costo de producción frente a los hidrocarburos[1] y por su contribución a la reducción de la contaminación ambiental; uno de los desafíos del sector automotriz es diseñar recipientes livianos y resistentes donde se pueda almacenar hidrogeno comprimido que le brinde a los vehículos una autonomía superior a la convencional.



Fig. 1 Automóvil a Hidrógeno

Los recipientes toroidales (Fig. 1) de fibra de carbono[2] han resultado ser una de las mejores alternativas para el almacenamiento de gas natural comprimido[3] frente a los recipientes tradicionales, por lo que con una rápida mejora al diseño usando técnicas como MEF y de última generación como en[4] se podría obtener un recipiente que difiera con el con el usado en (Fig. 1) que es cilíndrico y ocupa mucho espacio en el automóvil; el objetivo es diseñar un recipiente que sea capaz de almacenar suficiente cantidad de hidrogeno[5] en un automóvil sin que el recipiente use demasiado espacio y le brinde una autonomía mayor a la actual.

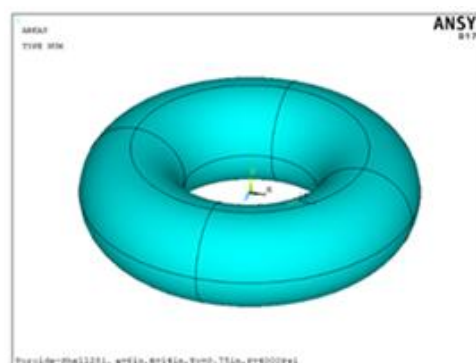


Fig. 2 Recipiente Toroidal

Digital Object Identifier (DOI):

<http://dx.doi.org/10.18687/LACCEI2022.1.1.602>

ISBN: 978-628-95207-0-5 ISSN: 2414-6390

Para la modificación del diseño se considera la variación de la orientación angular de las capas del laminado, así como

una redistribución del material para obtener una variabilidad del espesor del material que permita la reducción del desplazamiento y las tensiones en las áreas críticas del toroide por lo que en esta fase se recurrirá al uso de una técnica de inteligencia artificial[4],[6]. Los recipientes toroidales son considerados cascaras axil- simétricas de revolución[7] y las soluciones de elasticidad para toroides ortótropos[3] sometidos a un alto nivel de presión interna están disponibles en [8],[9],[10].

La selección adecuada de la técnica de optimización sería una solución a un posible problema, aunque existen técnicas clásicas que encuentran la solución óptima y demuestran que es la mejor manera para evitar mínimos locales, pero por lo general tienen un bajo rendimiento. Por otra parte, están las técnicas aproximadas que evitan, en lo posible, el problema de los mínimos locales, pero la solución óptima es solo aproximada.

Entre las técnicas aproximadas, se escoge una metaheurística de optimización de alto rendimiento[11] que permita la paralelización de sus procesos para reducir tiempos de optimización de diseño. Uno de los objetivos del trabajo, es la optimización del recipiente toroidal M5 registrado en[12]. Para hallar las soluciones se emplearán simulaciones numéricas con el método de elementos finitos (MEF)[13], porque ofrecen una alta fiabilidad en los valores de las variables y una mayor precisión en los resultados; en el modelo se realizarán variaciones de los ángulos de las láminas del laminado en cada iteración para determinar la resistencia del recipiente.

Después de una serie de ensayos virtuales en Ansys aplicando MEF, se generará una data que se la utilizará para crear el dataset con las características necesarias para la predicción del volumen del material, y que mediante un modelo de IA o inteligencia artificial[14] basado en uno de los tipos de aprendizaje de maquina[15] denominado aprendizaje profundo o *Deep Learning* [16] se elaborará una Red Neuronal Artificial[17] permitiría crear el modelo de IA que aprenderá a predecir la cantidad de material que se requiere para la construcción del recipiente toroidal así como la predicción del fallo y sus desplazamientos[18] al ser sometido a altos niveles de presión.

## II. ESTRUCTURA DEL RECIPIENTE

### A. Geometría del Toroide.

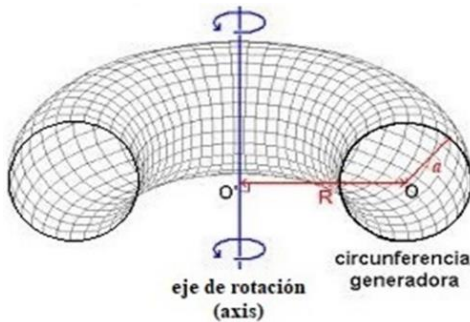


Fig. 3 Modelo geométrico del Toroide

El toroide de sección recta circular (Fig. 3) se lo forma girando la sección transversal (sección recta) de radio  $a$  alrededor de un eje de rotación (axis) cuyo radio  $R$  es el radio

mayor del toroide, el espesor  $t$  usualmente se asume constante para materiales metálicos pero para el caso de la fibra de carbono también se puede obtener uno de espesor variable[19] como se refleja en la (Fig. 4) en donde la técnica de laminación es muy importante para poder generar ese tipo de espesor que está controlado por (1).

$$t(\phi) = \frac{R \cdot t_c}{R - a \cdot \sin \phi} \quad (1)$$

Las superficies y volúmenes son de un mismo orden, aunque pueden diferir según el tipo de espesor sea fijo o variable, de manera que la ventaja que se tiene con el recipiente toroidal es su aprovechamiento de espacio por ser compacto; dado que se generan diferencias importantes entre las tensiones en las dos direcciones ortogonales, el uso de la fibra de carbono es ideal por sus propiedades mecánicas[20].

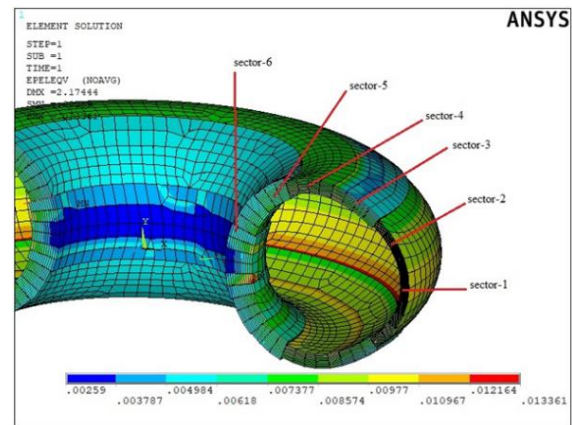


Fig. 4 Toroide de Espesor Variable

El volumen del toroide sin incluir la pared se lo puede obtener mediante el uso de:

$$V_t = 2 \cdot \pi^2 \cdot R \cdot a^2 \quad (2)$$

Al reemplazar  $a$  por  $a + t$  se incluiría la pared

$$V_{tpi} = 2 \cdot \pi^2 \cdot R \cdot (a + t)^2 \quad (3)$$

Puesto que  $V_{tpi} > V_t$ , el volumen de la pared del toroide

$V_{pt}$  lo determina la diferencia entre (10) y (9)

$$V_{pt} = V_{tpi} - V_t = 2 \cdot \pi^2 \cdot R \cdot (2 \cdot a \cdot t + t^2) \quad (4)$$

El margen de diferencia entre el cálculo analítico (4) y el valor que ofrece el MEF sería

$$\text{margen} = 100 \cdot (V_{pt} - V_{MEF}) / V_{pt} \quad (5)$$

### B. Orientación del Laminado.

Los criterios del laminado del toroide provienen de la

literatura[21].

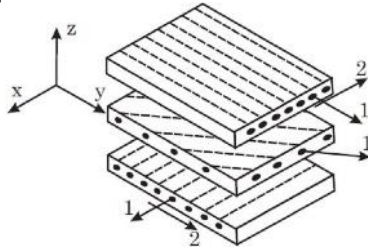


Fig. 5 Capas del Laminado

Los ángulos de las capas del laminado (Fig. 5), ejercen mucha influencia cuando este tiene que soportar cargas en diferentes direcciones, la resistencia y rigidez generalmente son mayores en la dirección de las fibras respecto a la dirección transversal [21]. El laminado es constante siendo A, B y D las matrices de rigidez, que constituyen la base de la ecuación general de la teoría clásica de placas laminadas que es muy útil a la hora de realizar un rediseño[22].

$$|A| = \sum_{i=1}^n [\bar{Q}]^i (z_i - z_{i-1}) \quad (6a)$$

$$|B| = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [\bar{Q}]^i (z_i^2 - z_{i-1}^2) \quad (6b)$$

$$|D| = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^n [\bar{Q}]^i (z_i^3 - z_{i-1}^3) \quad (6c)$$

Las principales constantes de ingeniería para un laminado se pueden determinar a partir de la matriz de rigidez A en el plano, de acuerdo al laminado  $\mathbf{a}^*$  está definida por[23].

$$\{\varepsilon^o\} = [\mathbf{a}^*] \{\sigma\} \quad \text{donde,}$$

$$[\mathbf{a}^*] = \begin{bmatrix} a_{11}^* & a_{12}^* & a_{16}^* \\ a_{12}^* & a_{22}^* & a_{26}^* \\ a_{16}^* & a_{26}^* & a_{66}^* \end{bmatrix} = \mathbf{t}[\mathbf{A}]^{-1} \quad (7)$$

$$\{\bar{\varepsilon}\} = [\mathbf{Q}]\{\bar{\varepsilon}\} \quad \text{donde,}$$

$$\{\bar{\varepsilon}\} = \begin{bmatrix} m^2 & n^2 & mn^2 \\ n^2 & m^2 & -mn \\ -2mn & 2mn & m^2 - n^2 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_{12} \end{Bmatrix} \quad (8)$$

donde  $\bar{\sigma}$  es el vector del promedio de las tensiones planas, Q es la matriz de rigidez de la capa,  $\bar{\varepsilon}$  es la deformación de la capa girada por  $\alpha_i$  desde el sistema de coordenadas globales (Fig. 6) en la dirección de la fibra,  $m = \cos(\alpha_i)$  y  $n = \sin(\alpha_i)$  La ecuación (8) proporciona directamente la dirección de la fibra, la dirección transversal y las tensiones de corte planas dentro de cada capa, lo que permite una comparación de los estados de tensión dentro de cada capa a través de la sección transversal del toroide y proporciona la base del proceso de optimización.

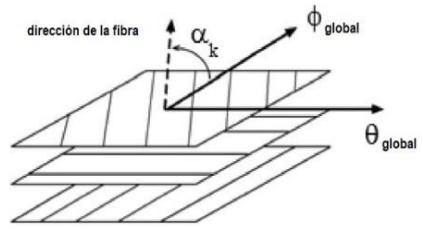


Fig. 6 Orientación de las fibras en el laminado[19]

Las propiedades mecánicas de las láminas están dadas por la dirección de las fibras, por lo que la micromecánica de ellas nos permite obtener parámetros que marcan su comportamiento. Estos materiales ortótropos están caracterizados las constantes elásticas asociadas a tres direcciones mutuamente perpendiculares y tienen un comportamiento elástico representado por nueve constantes independientes formadas por tres módulos de elasticidad longitudinal.

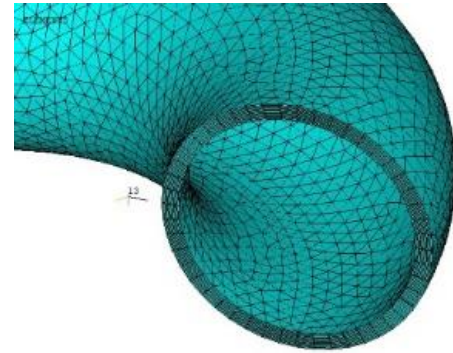


Fig. 7 Toroide con laminado de espesor fijo

*Automated Fiber Placement* (AFP) [24] es la técnica de laminación que se emplea para la creación del laminado, esta técnica consiste en la aplicación automática de bandas de fibras de carbono pre-impregnadas de resina epoxi sobre un molde toroidal, la ventaja de emplear esta tecnología, es que se puede controlar la longitud de corte mínimo de las capas que están sobre la superficie de la pieza, el espesor de las bandas generalmente son menores a 0.315in(8mm), la técnica permite que se puede trabajar sobre piezas con contornos muy complejos[25].

### C. El Material.

Las láminas unidireccionales de material compuesto AS4D/9310[26] formado por fibra carbono(AS4D) y matriz de resina epoxi(9310) se consideran para el proceso de optimización, en pruebas realizadas en literatura análoga el material ofrece buenas prestaciones en recipientes toroidales sometidos a presión [12].

TABLA I  
PROPIEDADES DEL MATERIAL AS4D/9310[26].



Propiedad	Material - AS4D/9310				Descripción
	Valor	Und	Valor	Und	
E <sub>1</sub>	19.415	M si	133.86	GPa	Módulo de elasticidad
E <sub>2</sub> =E <sub>3</sub>	1.118	M si	7.706	GPa	Módulo de elasticidad
G <sub>12</sub> =G <sub>13</sub>	0.625	M si	4.306	GPa	Módulo de rigidez
G <sub>23</sub>	0.4003	M si	2.76	GPa	Módulo de rigidez
ν <sub>12</sub> =ν <sub>13</sub>	0.301		0.301		Coefficiente de Poisson
ν <sub>23</sub>	0.396		0.396		Coefficiente de Poisson
F <sub>1t</sub>	2.65E+05	Psi	1830	MPa	Resistencia longitudinal a tracción
F <sub>1c</sub>	1.59E+05	Psi	1096	MPa	Resistencia longitudinal a compresión
F <sub>2t</sub>	8.27E+03	Psi	57	MPa	Resistencia transversal a tracción
F <sub>2c</sub>	3.31E+04	Psi	228	MPa	Resistencia transversal a tracción
F <sub>3t</sub>	1.00E+12	Psi	1.00E+06	MPa	Resistencia (valor grande que no se calcula)
F <sub>3c</sub>	1.00E+12	Psi	1.00E+06	MPa	Resistencia (valor grande que no se calcula)
F <sub>4</sub>	1.00E+12	Psi	1.00E+06	MPa	Resistencia (valor grande que no se calcula)
F <sub>5</sub>	1.00E+12	Psi	1.00E+06	MPa	Resistencia (valor grande que no se calcula)
F <sub>6</sub>	1.03E+04	Psi	71	MPa	Resistencia longitudinal a cortante
C <sub>6</sub>	-1		-1		Coefficiente, defaults -1
C <sub>4</sub>	-1		-1		Coefficiente, defaults -1
C <sub>5</sub>	-1		-1		Coefficiente, defaults -1
Densidad	ρ=1.44g/cm <sup>3</sup> =0.0236Kg/in <sup>3</sup>				Densidad del Material Compuesto

### III. METODOLOGIA PARA EL DISEÑO

#### A. Simulación Numérica

La simulación numérica se realiza por medio del MEF toma criterios de la literatura: [19],[20],[27] que se usaran en el script del ADPL(ANSYS Parametric Desing Language), para realizar un análisis elástico lineal, la técnica de mallado a usarse será local y se controlara globalmente en términos de la longitud del borde del elemento utilizado en los límites de la superficie del mismo; se usará un mallado libre con 10392 elementos de forma triangular, el tamaño global del elemento será de 0.8in(20.32mm) con 20784 nodos.

Las condiciones de contorno establecen restricciones en los ejes Y,Z para los nodos 8(R+a,0,0) y 9(-R-a,0,0) y restricciones en los ejes X,Y para los nodos 3(0,0,R+a) y 14(0,0,-R-a) para mantener apoyado el toroide. En el laminado se usa el material AS4D/9310 cuyas propiedades están en la (Tabla I), y estará formado por n=12 láminas y cada una tendrá un espesor  $\frac{t}{n}$ , la orientación angular será inicial será de  $[45/-45/0/90/-45/45]_s$  y se apilarán simétricamente; el modelo será sometido a 5000psi(374.44bar) de presión.

#### B. Criterio de Falla de Tsai-Wu

El criterio de fallo proviene de pruebas experimentales aplicados sobre los materiales compuestos y de las curvas de ajuste resultantes y que se lo representa por medio de un índice.

$$I_F = \frac{\text{esfuerzo}}{\text{resistencia}} \quad ; \text{ hay fallo si } I_F \geq 1 \quad (9)$$

$$R = \frac{1}{I_F} = \frac{\text{resistencia}}{\text{esfuerzo}} \quad ; \text{ hay fallo si } R \geq 1 \quad (10)$$

El criterio de Tsai-Wu sirve para determinar el fallo que se produce en la primera capa de un laminado, usando este criterio el índice de fallo es definido como:

$$I_F = \frac{1}{R} = \left[ -\frac{B}{2A} + \sqrt{\left(\frac{B}{2A}\right)^2 + \frac{1}{A}} \right]^{-1} \quad (11)$$

con

$$A = \frac{\sigma_1^2}{F_{1t}F_{1c}} + \frac{\sigma_2^2}{F_{2t}F_{2c}} + \frac{\sigma_3^2}{F_{3t}F_{3c}} + \frac{\sigma_4^2}{F_4^2} + \frac{\sigma_5^2}{F_5^2} + \quad (12)$$

$$C_4 \frac{\sigma_2\sigma_3}{\sqrt{F_{2t}F_{2c}F_{3t}F_{3c}}} + C_5 \frac{\sigma_1\sigma_3}{\sqrt{F_{1t}F_{1c}F_{3t}F_{3c}}} + C_6 \frac{\sigma_1\sigma_2}{\sqrt{F_{1t}F_{1c}F_{2t}F_{2c}}}$$

y

$$B = (F_{1t}^{-1} - F_{1c}^{-1})\sigma_1 + (F_{2t}^{-1} - F_{2c}^{-1})\sigma_2 + (F_{3t}^{-1} - F_{3c}^{-1})\sigma_3 \quad (13)$$

Se toma en cuenta además que la resistencia a la compresión en (12) y (13) son números positivos. Los valores de resistencia  $F_{3t}$  y  $F_{3c}$  a través del espesor, rara vez están disponibles en una literatura, por lo que es una práctica común utilizar los correspondientes valores transversales de resistencia en el plano[20], la resistencia interlaminar  $F_5$  se suele calcular como igual a la resistencia al corte en el plano, por lo que al carecer de datos experimentales, la resistencia interlaminar restante  $F_4$  se puede estimar como la resistencia al corte, proveniente de la matriz de resistencia al corte. La descripción de las resistencias y coeficientes usados en (12) y (13) se registran en la (Tabla I).

#### C. Validación Experimental del Modelo Toroidal

La validación del modelo se la realizo mediante MEF sobre un toroide que fue ensayado experimentalmente por Haixiao Hu[28], la orientación angular se refleja en la (Tabla II) y está en función del ángulo  $\phi$  cuyo valor esta entre  $0 < \phi < \pi$ , además se usó un ángulo  $\alpha$  que sirve para orientar el bobinado de las fibras y para determinar el espesor  $t_\alpha$  de acuerdo con la orientación de la fibra.

TABLA II  
ORIENTACIONES ANGULARES PARA LA VALIDACIÓN EXPERIMENTAL

			$\phi$	$\cos \phi$	$\alpha$	$\sin \alpha$	$t_\alpha$	Sección
R	300 mm		22.5	0.92388	57	0.83867	4.52987	1
r	75 mm		67.5	0.38268	54	0.80902	5.27578	2
$t_s$	4.32 mm		100	-0.17365	48	0.74314	6.57849	3
			120	-0.50000	43	0.68200	7.83670	4
$\alpha_s$	60		140	-0.76604	38	0.61566	9.39525	5
$\sin \alpha_s$	0.8660254		160	-0.93969	35	0.57358	10.65683	6
			180	-1.00000	34	0.55919	11.15068	6

Luego se replicó el modelo y se contrastaron los resultados, obteniéndose una presión límite para comportamiento lineal en los ensayos, de 4351.13Psi(30MPa) y una presión límite en el caso de nuestro modelo numérico de 4303.27Psi(29.67MPa). Dado que el error entre el modelo numérico y experimental es de 1.1%, se aceptó como válida la metodología de MEF para los diseños toroidales.

#### D. Optimización

La optimización de estructuras de fibra de carbono basado en PSO[30] que incluyen MEF han dado buenos resultados

según lo refleja [29]. Este esquema estructurado consume tiempos de computación, los mismos que se incrementarían si desde esa estructura se realiza una bifurcación para que se ejecute el FEM desde Ansys; Por lo que, para mejorar su rendimiento en esas condiciones, se introduce el manejo de threads para que desde ellos se bifurque a la ejecución del MEF obteniendo un procesamiento paralelo los que reducen el tiempo total de ejecución del algoritmo.

En la (Fig. 8) el flujo del PSO implementado con JAVA, usa un script para el MEF creado en APDL, que lo ejecutará en modo *batch* desde cada *thread* ; que se ejecute para optimizar a M5[12]. En cada iteración del algoritmo, se realiza una variación del espesor *t* así como una rotación angular de las láminas del laminado que están asociadas con los ángulos ang1, ang2, ang3; cada *thread* recibe por parámetro las características de diferentes partículas (información relacionada al espesor y los ángulos) para que sean evaluadas por MEF en ANSYS, quien devuelve el índice de fallo, volumen, desplazamiento, deformación y tensión entre otras salidas; dependiendo del criterio de fallo, el proceso se repite y se generan nuevas características para actualizar a las partículas del espacio solución que vuelven a ser evaluadas hasta que se produzca el fallo a primera lamina (criterio de fallo de Tsai-Wu) terminando y dejando una serie de valores factibles registrados en un archivo, de los cuales se tomara el mejor de ellos.

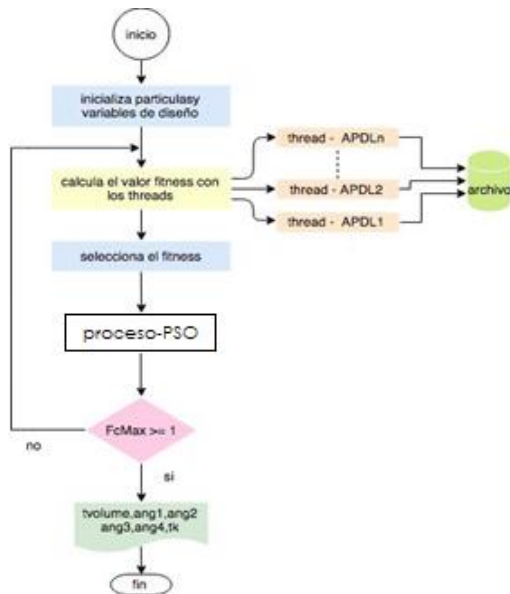


Fig. 8 Algoritmo de Optimización.

Puesto que los *threads* abstraen criterios relacionados con multiprocesamiento[31] que se reflejan en los *estados de ejecución de un thread* según (Fig. 9) y aprovechando el concepto de tiempo compartido para ahorrar tiempos de computación[32], usamos *threads* para interactuar con ANSYS en modo *batch* y desde ellos ejecutar el script en APDL; la ejecución de un solo script para evaluar una partícula en cada iteración del optimizador, consumiría un tiempo de computación *tc* que por el total de *m* partículas nos daría un tiempo total  $tt = tc \cdot m$ , lo que afectaría de gran manera el rendimiento del PSO; por lo que al ejecutarse *n* threads en ese mismo espacio de tiempo *tc* se alcanzaría a reducir aprox.  $\frac{1}{n}$  el total de tiempo de procesamiento de las

*m* partículas por lo que  $tt = \frac{1}{n} \cdot tc \cdot m$ ; dado que con los threads se pueden usar aquellos intervalos de tiempo en que la unidad central de proceso (CPU) está libre, mientras otros componentes ejecutan parte del proceso, entonces se puede compensar tiempos de computación con la ejecución solapada de threads en un mismo espacio de tiempo y de esta manera compensaremos los tiempos de ejecución del PSO.

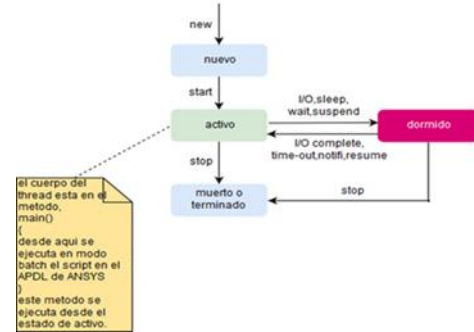


Fig. 9 Uso de Threads

## E. La Red Neuronal Artificial - RNA

Las redes neuronales artificiales[4] son un tipo especial de algoritmos de aprendizaje automático[15] que se modelan a partir del cerebro humano. Es decir, al igual que las neuronas de nuestro sistema nervioso pueden aprender de los datos pasados[33], la RNA puede aprender de los datos y proporcionar respuestas en forma de predicciones o clasificaciones[34]. Las RNA son modelos estadísticos no lineales que muestran una relación compleja entre las entradas y salidas para descubrir un nuevo patrón. Una variedad de tareas como el reconocimiento de imágenes, el reconocimiento de voz, la traducción automática y el diagnóstico médico utilizan estas redes neuronales artificiales.

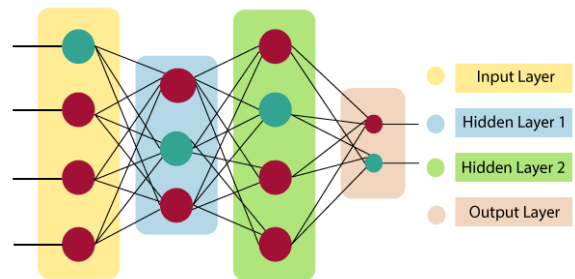


Fig. 10 Pérdida del Modelo de Predicción

Una ventaja importante de RNA es el hecho de que aprende de los conjuntos de datos de ejemplo. El uso más común de RNA es el de una aproximación de función aleatoria. La RNA también es capaz de tomar datos de muestra en lugar de todo el conjunto de datos para proporcionar el resultado de salida.

La RNA se la ha creado con el objetivo de mejorar la técnica de análisis de datos relacionada con el toroide, los mismos que fueron generados por MEF y puesto que está demostrado que tiene capacidades predictivas avanzadas se ha creado un modelo de RNA (Fig 10) para realizar la predicción del

volumen del material que se requiere para elaborar el recipiente, al mismo tiempo se ilustra la creación del modelo, compilación, entrenamiento y evaluación del modelo.

```
# define the model RNA
model = Sequential()
model.add(Dense(24, input_dim=7, activation='relu'))
model.add(Dense(16, activation='relu'))
model.add(Dense(16, activation='relu'))
model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))

# compile the keras model
model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer='adam', metrics=['accuracy'])

# fit the keras model on the dataset
history=model.fit(X_train, y_train, batch_size=20, epochs=170, verbose=0, validation_split=0.2)

# evaluate model
score = model.evaluate(X_train, y_train, verbose=1)
print("\n%s: %.2f%%" % (model.metrics_names[1], score[1]*100))
print("\n%s: %.2f%%" % (model.metrics_names[0], score[0]*100))
```

Fig. 11 Modelo de RNA

En el gráfico de la (Fig. 12) se puede apreciar que la curva de exactitud es creciente y alcanza el 91.08% de exactitud.

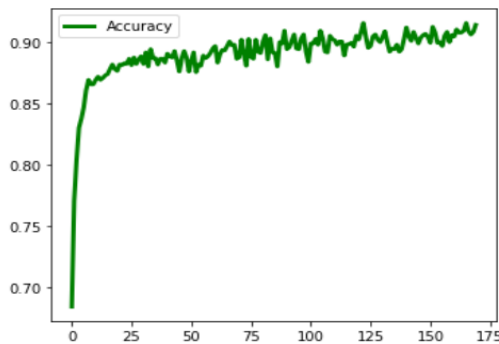


Fig. 12 Curva del Accuracy del Modelo

La pérdida reflejada en el modelo se la aprecia en la (Fig. 13) la misma que se ubica en el 19.03%

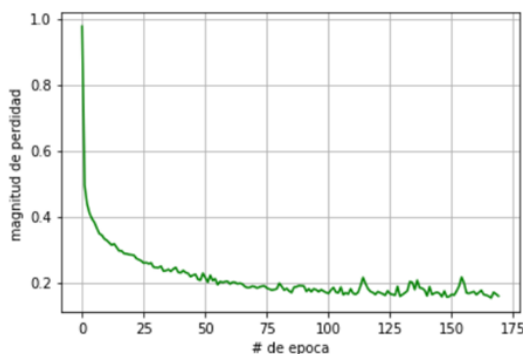


Fig. 13 Perdida del Modelo de Predicción

#### IV. RESULTADOS

La (Tabla II) contiene el resultado de la optimización del toroide de espesor variable, registra el índice de fallo FcMax(criterio de Tsai-Wu), ángulo de las láminas

ang1,ang2,ang3,ang4, espesor del recipiente t, volumen optimizado TVolume, desplazamiento. Se registran resultados de 13 iteraciones factibles, la primera columna refleja la iteración sobre el modelo M5[12] después de la optimización obteniéndose M5v(toroide de espesor variable).

TABLA II  
RESULTADOS DE LA OPTIMIZACIÓN

Iteraciones	Objetivo	TVolume(CR)			FcMax(SV)	ang1(DV)	ang2(DV)	ang3(DV)	tk1(DV)	tk2(DV)	tk3(DV)	tk4(DV)	tk5(DV)	tk6(DV)
		mm <sup>3</sup>	in <sup>3</sup>	Kg		°	°	°	mm	mm	mm	mm	mm	mm
M5v	factible	6430000	3923.827	102.804	0.951267	125.61	8.8294	91.439	18	28	34	41	47	57
1	factible	64021900	3906.856	102.360	0.968542	125.61	9.7127	95.551	17.8122	27.822	33.9793	40.997	46.996	56.851
2	factible	63893400	3899.014	102.154	0.968851	125.61	9.7127	95.551	17.8122	27.822	33.9793	40.997	46.996	56.851
3	factible	63853200	3896.561	102.090	0.969156	125.61	9.7127	95.551	17.8122	27.822	33.9793	40.997	46.996	56.851
4	factible	63820400	3894.560	102.037	0.969305	125.61	9.7127	95.551	17.8122	27.822	33.9793	40.997	46.996	56.851
5	factible	63589600	3880.475	101.668	0.969627	125.61	9.7127	95.551	17.8122	27.822	33.9793	40.997	46.996	56.851
6	factible	63538300	3877.345	101.586	0.969892	125.61	9.7127	95.551	17.8122	27.822	32.005	40.997	46.996	56.851
7	factible	63512300	3875.758	101.545	0.970501	125.61	9.7127	95.551	17.8122	27.822	33.9793	40.997	46.996	56.851
8	factible	63417000	3869.802	101.389	0.97098	125.61	9.7127	95.551	17.8122	27.822	33.9793	38.008	40.997	56.851
9	factible	63285200	3861.900	101.182	0.970475	125.61	9.7127	95.551	17.8122	27.822	33.9793	40.997	46.996	52.01
10	factible	63048900	3847.480	100.804	0.971344	125.61	9.7127	95.551	17.8122	27.822	30.0075	40.997	46.996	56.851
11	factible	63008700	3845.027	100.740	0.972861	125.61	9.7127	95.551	17.8122	27.822	33.9793	36.01	46.996	56.851
12	factible	62891700	3837.887	100.553	0.974153	125.61	9.7127	95.551	17.8122	26.003	33.9793	40.997	46.996	56.851
13	factible	62599500	3817.615	100.022	0.977917	125.61	9.7127	95.551	17.8122	27.822	28.01	40.997	46.996	56.851

La (Fig. 14) refleja que la tendencia de la variación del volumen es decreciente reflejándose que en algún momento se mantiene aproximadamente constante.

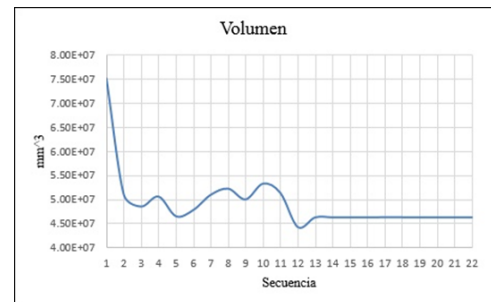


Fig. 14. Curva del Volumen Optimizado

La (Fig. 15) refleja que los espesores de cada uno de los sectores tienen una tendencia decreciente y que a partir de la secuencia 14 existe una estabilización de los mismos; los espesores de cada sector no pueden sobrepasar los límites establecidos su correspondiente sector, esto permite tener un aumento progresivo de espesor desde el sector 1 hasta el sector 6, en donde el espesor del sector 1 siempre será menor que el espesor del sector 2 y este a su vez será menor que el espesor del sector 3 y así sucesivamente.

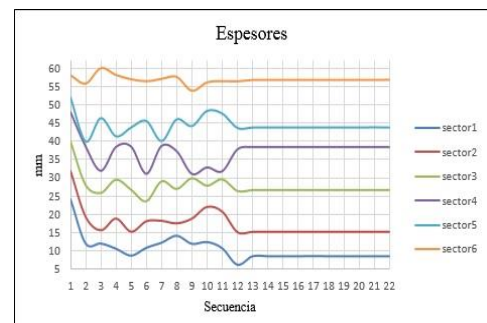


Fig. 15. Curvas de Espesores Optimizados

En la (Fig. 16) se observa la tendencia de los índices de fallos de cada una de las secuencias de ejecución, en la secuencia 17 tenemos el índice relacionado con el mejor de volumen optimizado.

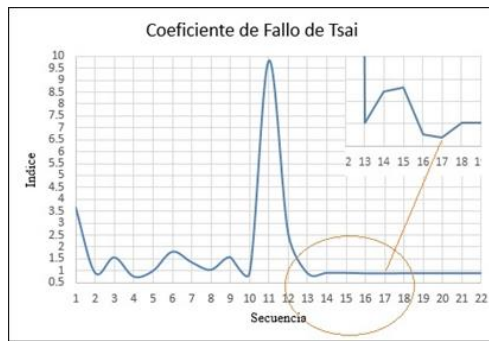


Fig. 16. Curva del Comportamiento del Índice de Fallo

En este mismo proceso la (Fig. 17) refleja el comportamiento de los ángulos y a partir de la secuencia 14 se evidencia que hay una estabilización en cuanto a la orientación de los ángulos con los que se formara el apilamiento de cada una de las capas del laminado.

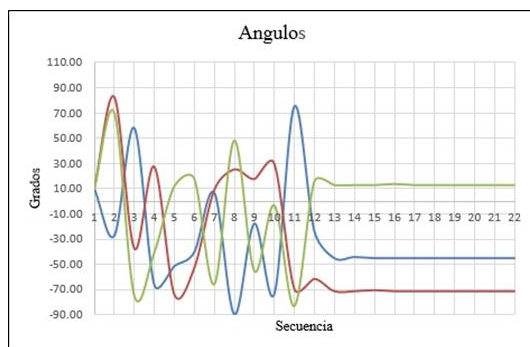


Fig.17. Curva de Ángulos Optimizados

Con los datos de la última fila de la (Tabla II), se generó el modelo M5v toroide no optimizado y M6v toroide optimizado, tienen igual dimensión, pero difieren por el espesor de la pared y los ángulos de orientación de las láminas del laminado.

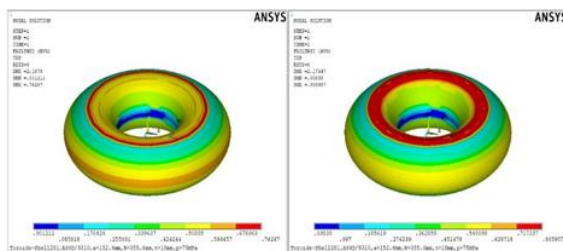


Fig. 17. Índice de Fallo y Deformación de los Modelos M5v y M6v

La Fig. 17 refleja que índice de fallo de M6v es de 0.9945 ha aumentado el 10% con respecto al índice de M5v que es 0.90398, en ambos casos MX señala que el fallo se producirá el área axial de los toroides, pero además en M6 se aprecia que hay un mejor aprovechamiento del material en sus áreas axiales.

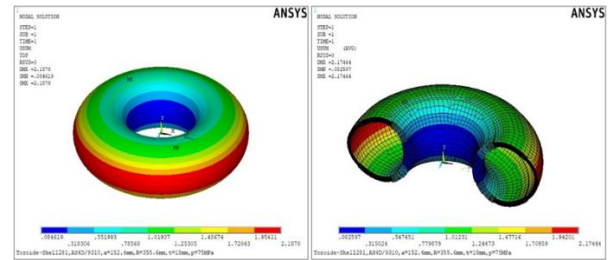


Fig. 18. Desplazamiento en M5v y M6v

La Fig. 18 refleja que el desplazamiento en el modelo M6v es de 0.0507in(1.29mm) y ha aumentado el 15.23% con respecto a M5v que tiene 0.044in(1.12mm), en ambos casos MX señala que en la cresta del toroide es donde se produce un mayor desplazamiento.

## VI. DISCUSION Y CONCLUSION

El modelo Toroidal de espesor variable denominado M5v, será sometido a una presión de 75Mpa(10877.8 Psi), para soportar este nivel de presión se usara el material AS4D/9301 de fibra de carbono con matriz epoxi que ofrece muy buenas prestaciones el volumen de material inicial que requiere para el modelo M5v es de 3923.827 in<sup>3</sup> con un peso de 102.804Kg que al optimizarse Mv6 ha alcanzado a reducirse el 2.7% lo que da un volumen de 13817.615in<sup>3</sup> con un peso de 100.022Kg, por lo que el total de material que se ha reducido es de 2.782 Kg, dado que M5v es un toroide cuya pared es de espesor variable en (TABLA II) se reflejan los espesores de cada una de las secciones que también se han reducido.

Los recipientes cilíndricos ocupan mucho espacio en el portamaletas de un automóvil, las dimensiones del recipiente toroidal M5v son las de una rueda de emergencia, por lo que su acoplamiento en el espacio designado para esta implica un ahorro de espacio en el portamaletas. En el análisis se ha determinado, que la variación angular para la ubicación de las capas del laminado en el apilamiento laminar, producen un aumento o disminución en la resistencia del laminado, cuando este es sometido a presión.

Se concluye además que el recipiente toroidal optimizado M5v de espesor variable ofrece muy buenas prestaciones para el almacenamiento de Hidrogeno, la fabricación de este tipo de recipiente con fibra de carbono proporcionaría un avance significativo en este campo por los beneficios económicos, energéticos y protección del medio ambiente que proporciona el Hidrógeno. Finalmente, con la ayuda del modelo de Red Neuronal Artificial se puede predecir la cantidad de material que se necesita para la construcción de un recipiente toroidal.

En un trabajo futuro se puede crear un modelo de red neuronal artificial que aprenda a predecir el fallo en la estructura toroidal; por otra parte, se puede crear un dataset con modelos toroidales de diferentes dimensiones cuyas características relacionadas con orientaciones angulares así como espesores sirvan para poder realizar predicciones de deformación así como cualquier tipo de variación en las características de las estructuras toroidales.



- [1] “Hidrógeno ¿el combustible del futuro?” [Online]. Available: <https://www.uaeh.edu.mx/scige/boletin/icbi/n1/e3.html>. [Accessed: 05-Feb-2022].
- [2] S. J. Park and B. J. Kim, “Carbon fibers and their composites,” *Springer Ser. Mater. Sci.*, vol. 210, pp. 275–317, 2015.
- [3] D. Patiño-Pérez and A. Corz-Rodríguez, “Optimum design of a toroidal pressure vessel of composite material for gas (CNG) powered vehicles,” *Dyna*, vol. 94, no. 5, pp. 546–553, 2019.
- [4] D. Patiño Pérez, M. Botto-Tobar, and C. Munive Mora, “Predicción del Composite Requerido en el Diseño de un Recipiente Toroidal Mediante una Red Neuronal Artificial,” *Investig. Tecnol. e Innovación*, vol. 13, no. 13, 2021.
- [5] N. Sirosh and A. Niedzwiecki, “Development of storage tanks: High-pressure vessels,” *Hydrogen Technology: Mobile and Portable Applications (Green Energy and Technology)*. pp. 291–310, 2008.
- [6] P. H. Ibargüengoytia González, A. Reyes Ballesteros, M. Borunda Pacheco, and U. A. García López, “Predicción de potencia eólica utilizando técnicas modernas de Inteligencia Artificial,” *Ing. Investig. y Tecnol.*, vol. 19, no. 4, pp. 1–11, 2018.
- [7] I. S. Maksimyuk, V. A., Chernyshenko, “No linear Elastic State of Thin-Walled Toroidal Shells Made of Orthotropic Composites,” *Int. Appl. Mech.*, vol. 35, no. 12, pp. 1238–1245, 1999.
- [8] L. Zu, S. Koussios, and A. Beukers, “Pattern design and optimization for filament - wound toroidal pressure vessels,” in *23rd Technical Conference of the American Society for Composites, Memphis, TN, USA*, 2008.
- [9] L. Zu, “Stability of fiber trajectories for winding toroidal pressure vessels,” *Compos. Struct.*, vol. 94, no. 5, pp. 1855–1860, 2012.
- [10] H. Hu, S. Li, J. Wang, and L. Zu, “Structural design and experimental investigation on filament wound toroidal pressure vessels,” *Compos. Struct.*, vol. 121, pp. 114–120, Mar. 2015.
- [11] F. Yang, P. Wang, Y. Zhang, L. Zheng, and J. Lu, “Survey of swarm intelligence optimization algorithms,” in *Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Unmanned Systems, ICUS 2017*, 2018, pp. 544–549.
- [12] D. Patiño and A. Corz, “Comparative Analysis of Toroidal Pressure Vessels of Composite by Finite Elements,” *Int. J. Innov. Appl. Stud.*, vol. 25, no. 1, pp. 162–175, 2018.
- [13] I. Alfonso, “Computational potentialities of the Finite Elements Method for the Modeling and Simulation of Composite Materials: A review,” *Matéria (Rio Janeiro)*, 2015.
- [14] L. Rouhiainen, “Inteligencia artificial 101,” *Alenta Editor.*, p. 352, 2018.
- [15] J. Luna, “Tipos de aprendizaje automático,” *Medium*, 2018.
- [16] S. H. Yoo *et al.*, “Deep Learning-Based Decision-Tree Classifier for COVID-19 Diagnosis From Chest X-ray Imaging,” *Front. Med.*, vol. 7, 2020.
- [17] O. Agasi, J. Anderson, A. Cole, M. Berthold, M. Cox, and D. Dimov, “What is an Artificial Neural Network (ANN)? - Definition from Techopedia,” *Techopedia*. 2018.
- [18] M. K. Kazi, F. Eljack, and E. Mahdi, “Predictive ANN models for varying filler content for cotton fiber/PVC composites based on experimental load displacement curves,” *Compos. Struct.*, vol. 254, 2020.
- [19] M. J. Vick and K. Gramoll, “Finite Element Study on the Optimization of an Orthotropic Composite Toroidal Shell,” *J. Press. Vessel Technol.*, vol. 134, no. 5, pp. 1–7, 2012.
- [20] E. J. Barbero, *Introduction to Composite Materials Design, Second Edition*. 2010.
- [21] J. N. Reddy, *Mechanics of Laminated Composite Plates and Shells: Theory and Analysis, Second Edition* -. New York, NY: CRC Press, 2003, pp. 858.
- [22] C. T. Herakovich, “Mechanics of Fibrous Composites,” in *John Wiley and Sons*, New York, 1998.
- [23] H. T. Tsai, S. W., Hahn, *Introduction to Composite Materials*. Westport, NY: CRC Press, 1987, pp. 512.
- [24] D. Jesus and J. Gonzalez, “Pressure based approach for Automated Fiber Placement (AFP) with sensor based feedback loop and flexible component in the effector,” in *IFAC*, 2017, vol. 50, no. 1, pp. 794–799.
- [25] A. J. Contreras, “Tecnología de laminado automatizado en materiales compuestos,” 2014. [Online]. Available: <https://materialsbreakthroughs.wordpress.com/2014/11/03/tecnologia-de-laminado/>. [Accessed: 19-May-2019].
- [26] G. S. Springer and L. P. Kollar, “Displacements, Strains, and Stresses,” in *Mechanics of composite structures*, 2003.
- [27] E. J. Barbero and M. Shahbazi, “Determination of material properties for ANSYS progressive damage analysis of laminated composites,” *Compos. Struct.*, vol. 176, pp. 768–779, 2017.
- [28] H. Hu, S. Li, J. Wang, and L. Zu, “Structural design and experimental investigation on filament wound toroidal pressure vessels,” *Compos. Struct.*, vol. 121, pp. 114–120, 2015.
- [29] J. Chen, Y. Tang, R. Ge, Q. An, and X. Guo, “Reliability design optimization of composite structures based on PSO together with FEA,” *Chinese J. Aeronaut.*, vol. 26, no. 2, pp. 343–349, 2013.
- [30] B. Chopard and M. Tomassini, “Particle swarm optimization,” *Nat. Comput. Ser.*, pp. 97–102, 2018.
- [31] N. S. Arora, R. D. Blumofe, and C. G. Plaxton, “Thread scheduling for multiprogrammed multiprocessors,” *Theory Comput. Syst.*, vol. 34, no. 2, pp. 115–144, 2001.
- [32] O. Scott and W. Henry, *Java Threads*, vol. 33, no. 7. Sebastopol, CA: O’Reilly, 1997, pp. 252.
- [33] T. C. T. Chen, C. L. Liu, and H. D. Lin, “Advanced artificial neural networks,” *Algorithms*, vol. 11, no. 7, 2018.
- [34] M. E. Paoletti, J. M. Haut, J. Plaza, and A. Plaza, “A new deep convolutional neural network for fast hyperspectral image classification,” *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 145, 2018.