

José M. Pereiras<sup>a</sup>, Lisandro Roldan<sup>b</sup>, Claudio E. Jouglard<sup>c</sup>, Manuela Benitez<sup>d</sup>

<sup>a</sup> Secretaría de Investigaciones, Ude MM; <sup>b</sup> UTN, Regional Pacheco; <sup>c</sup> Departamento de Ingeniería Civil, UTN - Fac. Reg. Bs. As.; <sup>d</sup> UTN - Fac. Reg. Paraná, Entre Ríos.

# Obtención de las deformaciones plásticas en conexiones roscadas de componentes petroleros usando redes neuronales

**Keywords:** elementos finitos, elasto-plasticidad, deformaciones plásticas, redes neuronales.

## Abstract:

La determinación de las deformaciones plásticas en las conexiones roscadas de componentes petroleros como ser: tubing, casing, varillas de bombeo, es de principal importancia para la evaluación de la confiabilidad estructural. El método de los elementos finitos es el usualmente empleado para el cálculo de las deformaciones plásticas con refinamiento de malla en las zonas de altos gradientes de tensiones. El problema que se presenta son los tiempos de corrida que oscilan entre un 2 y 6 horas dependiendo del ciclo de carga y de los refinamientos de malla adoptados. El impacto de los tiempos de corrida se amplifica cuando es necesario evaluar varias conexiones de una sarta de varillas, pudiendo llegar a tomar varios días de corridas.

El uso de redes neuronales a partir del entrenamiento de resultados obtenidos con el método de elementos finitos posibilita reducir drásticamente los tiempos de cálculo. Adicionalmente

habilita el desarrollo de herramientas de funcionamiento en tiempo real.

Específicamente se emplea el uso de redes neuronales para la predicción del campo de deformaciones plásticas equivalentes en las raíces de dientes de la conexión donde se registran la mayor cantidad de roturas debido a esfuerzos cíclicos elevados. Este campo depende de varios parámetros como ser: pre-carga de ajuste de la conexión, geometría del diente de rosca, carga activa y otros parámetros como ser tratamiento superficial del componente.

## 1. Introducción

En este trabajo se desarrolla una metodología para la determinación eficiente de las deformaciones elasto-plásticas a través de la combinación del Método de los Elementos Finitos (Bathe-1996, Felippa-2004, Zienkiewicz-1982) y Redes Neuronales. El cálculo de las deformaciones elasto-plásticas es de una gran importancia en el análisis de falla de componentes sometidos a tensiones que superen el límite de fluencia y también cuando las cargas tienen variación cíclica lo cual puede generar falla debido a fenómenos de fatiga.

El uso del Método de los Elementos Finitos en el análisis elasto-plástico de metales es bien conocido por su capacidad predictiva y posibilidad para la determinación de variables como las deformaciones elasto-plásticas. Si bien el cálculo de estas variables es realizado con una muy buena precisión, se plantea el problema que el tiempo de resolución de un modelo no lineal suele ser elevado. Por ejemplo, en este caso nos focalizaremos en aplicaciones para uniones roscadas (Pereiras, 2005) de componentes petroleros. Un modelo típico puede tomar en el orden de horas para resolverlo y poder obtener así las deformaciones elasto-plásticas.

Las Redes Neuronales (Mackay, 2003) han sido aplicadas en muchos campos de la ciencia, reconocimiento de patrones, análisis de datos y últimamente se utilizan en la optimización en tiempo de metodologías como la de Elementos Finitos. Básicamente el uso de Redes Neuronales en este trabajo permite una predicción de las deformaciones elasto-plásticas en tiempos extremadamente más cortos, en términos de segundos o fracciones de segundo. Esto permite el desarrollo de aplicaciones numéricas

de análisis en tiempo real, que en el caso de uniones de varillas petroleras de bombeo alternativo (ANSI/API RP 11L-1988, API 11b-2010, Baek-1990) es de fundamental importancia para la predicción temprana de fallas.

Uno de los principales sistemas de elevación mecánica de fluido empleado en pozos petroleros es el de "bomba de varilla". Estos sistemas son necesarios en todos aquellos pozos en que la presión del reservorio no resulta suficiente para que el fluido ascienda de manera natural a la superficie. En general, están destinados a pozos con una producción relativamente baja. En Argentina más del 80% de los pozos activos se producen empleando éste sistema (Emiliozzi, 2001).

La inmensa mayoría de las fallas severas en los sistemas de elevación artificial pueden ser atribuidos a una falla en uno de los tres componentes principales del sistema ubicado bajo la superficie: Bomba de fondo, varillas de bombeo o un problema en el *tubing*. Éste tipo de falla impide continuar con la explotación del pozo por lo que la producción de éste cesa hasta que la falla pueda ser completamente reparada.

Las fallas severas asociadas a problemas con las varillas de bombeo obligan a la ejecución de una operación de mantenimiento costosa y compleja que requiere la pesca y remoción de la cadena de varillas, en una operación denominada *pulling* (Norris, 2007).

Finalmente, el desarrollo de una metodología que permita el análisis de las uniones del string de varillas en tiempo real, será de gran utilidad en la toma de decisiones sobre el funcionamiento del sistema y así reducir los costos de operación.

## 2. Sistema de bomba de varilla

### 2.1. Descripción del funcionamiento del conjunto

Uno de los principales sistemas de elevación mecánica de fluido empleado

en pozos petroleros es el de "bomba de varilla". Estos sistemas son necesarios en todos aquellos pozos en que la presión no resulta suficiente para que el fluido ascienda de manera natural a la superficie. En general, están destinados a pozos con una producción relativamente baja.

En la Figura 1 se muestra una representación esquemática del conjunto de elementos que componen al sistema. Éstos pueden agruparse en cinco conjuntos principales:

1. **Motor (Prime mover):** Proporciona la fuerza motriz.
2. **Caja reductora (Gear reducer):** Reduce la velocidad del motor de manera que resulte compatible con la velocidad de bombeo.
3. **Unidad de bombeo:** Compuesta por la biela (*Crank*), el contrapeso

(*Counter weight*), el brazo "Pitman" (*Pitman arm*), la viga (*walking beam*), el cabezal (*horse head*), el cable de acero (*bridle*) y la varilla pulida (*polished rod*). Es la responsable de convertir el movimiento circular en un movimiento vertical alternativo.

4. **Cuerda de varillas de bombeo (Sucker rod string):** Transmite el movimiento alternativo a la bomba de fondo de pozo (*Down hole pump*).

5. **Bomba de fondo de pozo (Down hole pump):** Se ubica en el extremo inferior de la perforación y es la responsable de desplazar el fluido hasta la superficie.

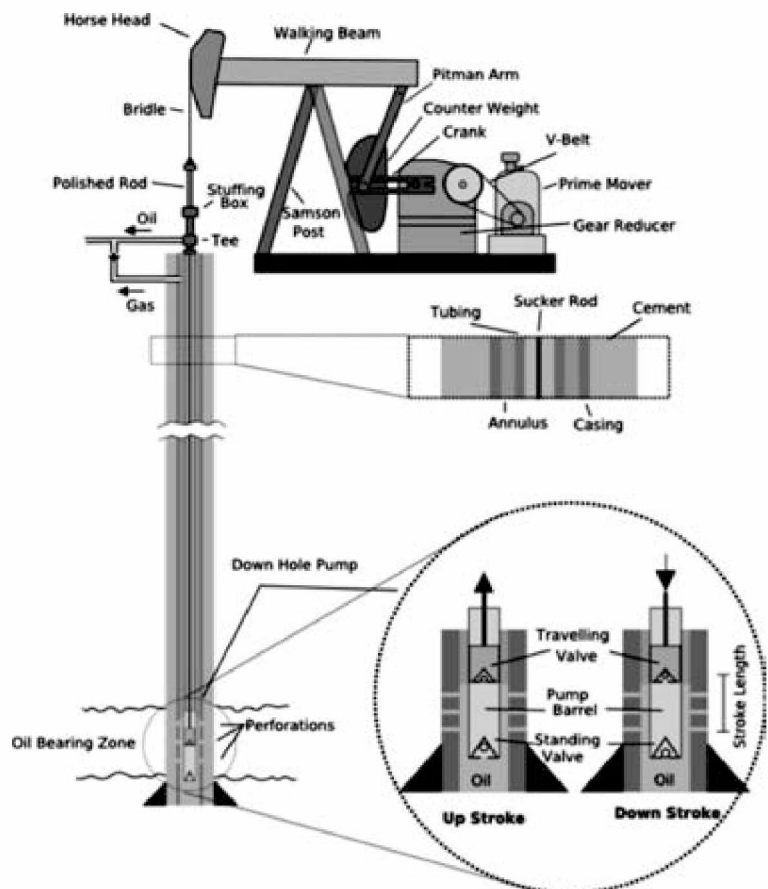


Figura 1: Representación esquemática del sist. de bomba de varilla.

Por su ubicación respecto del terreno podemos decir que los elementos 1, 2 y 3 componen las instalaciones de superficie mientras que los 4 y 5 forman parte de las instalaciones subterráneas.

En el extremo inferior izquierdo de la Figura 1 se observa un detalle de la "bomba de fondo de pozo". Se representa tanto el momento en que las instalaciones de superficie ejercen una fuerza ascendente (*Up Stroke*) como el momento en que ejercen una fuerza descendente (*Down Stroke*). La bomba de pozo se compone de cuatro elementos principales: la válvula fija (*Standing Valve*), la "válvula viajera" (*Travelling Valve*), el pistón (que no se nombra en la figura pero que aloja a la válvula viajera y va conectado con el extremo inferior de las varillas de bombeo) y el cilindro de la bomba (*Pump Barrel*). Es importante notar que las dos válvulas son de tipo unidireccional.

El funcionamiento de la "bomba de fondo de pozo" es en extremo sencillo. Cuando el pistón viaja en dirección ascendente, la "válvula viajera" se cierra como consecuencia de la acción del peso del fluido sobre el pistón; y el movimiento de éste eleva al fluido en su interior una distancia igual a la longitud de cada golpe (*Stroke Length*). Simultáneamente, la válvula fija se abre producto del vacío que se genera en el cilindro de la bomba permitiendo que éste se llene de fluido. Luego, cuando el pistón viaja en dirección descendente, la "válvula viajera" se abre y la válvula fija se cierra lo que genera que el fluido contenido en la cámara ingrese al pistón desplazando hacia arriba el contenido de éste. La sucesión de estos ciclos eleva el fluido desde el fondo del pozo hasta la superficie.

La función de las varillas de bombeo es la de transmitir la fuerza que se genera en las unidades de superficie hasta el pistón de la "bomba de fondo". En cada ciclo las fuerzas sobre las varillas varían a lo largo de

todo el ciclo generando que las mismas estén sometidas a tensiones cíclicas. Para reducir la severidad del ciclo desde el punto de vista de la fatiga, se disponen varillas de gran diámetro en el sector inferior a fin de lograr que la mayor parte del cordón de varillas se encuentre traccionado durante todo el ciclo. Éstas varillas reciben el nombre de "sinker bars".

## 2.2. Varillas de bombeo

Las varillas de bombeo son barras de acero macizo. Éstas se fabrican en longitudes standard de 30 pies (9.10m). Los diámetros se encuentran estandarizados por el *American Petroleum Institute* (API) a través de su norma API 11b y son los siguientes: 1/2", 5/8", 3/4", 7/8", 1-1/8".

En general, la unión entre varillas se resuelve forjado y luego maquinado cada uno de los extremos de las varillas para generar una rosca macho (denominada *Pin*) y empleando un accesorio de conexión especial con dos roscas hembra (*Box*). Los accesorios de conexión tienen longitudes del orden de 4".

En la Figura 2 se muestra el extremo de una varilla de bombeo. El color de la varilla se debe a que la mostrada en la foto fue sometida a un tratamiento anticorrosivo. En la Figura 3 se muestra un accesorio de conexión.



Figura 2: Extremo forjado y roscado (*Pin*) de una varilla de bombeo.

Las varillas se proveen en diferentes calidades de acero en función del tipo de servicio al que estarán sometidas.

Estas calidades también se encuentran normalizadas por el API a través del standard citado.



Figura 3: Accesorio de conexión (*Box*) de una varilla de bombeo.

## 3. Geometría de las varillas de bombeo API

En la Figura 4 - Dimensiones Standard Varilla de Bombeo 7/8" según norma API 11b se muestran las dimensiones standard de una varilla de bombeo API 7/8"; éstas responden a lo indicado en la norma API 11b (API, 2010).

El presente trabajo concentra su análisis en la unión de la varilla de 7/8" por ser la que presenta el mayor y más frecuente número de fallas que llevan a la parada del pozo tal como muestra la Tabla 1 (Ge, 1998).

## 4. Análisis elastoplástico por elementos finitos de la unión

Se presenta aquí los análisis usando Elementos Finitos de una unión de varilla de bombeo 7/8" las cuales son las que generalmente presentan los estados de carga y falla (Bannantine-1989, Duan-2013, Hoffman-1997) más críticos.

A grandes rasgos podemos distinguir dos estados de carga en las varillas: (1) Make Up (MU): Este es el estado de carga de ajuste de la varilla. (2) Make Up + Carga de Tracción: Este estado es el que corresponde al de máxima carga, para este análisis se adoptó 10 ton de carga de tracción.

A continuación se muestran fallas típicas en este tipo de uniones debido a propagación de fisuras.

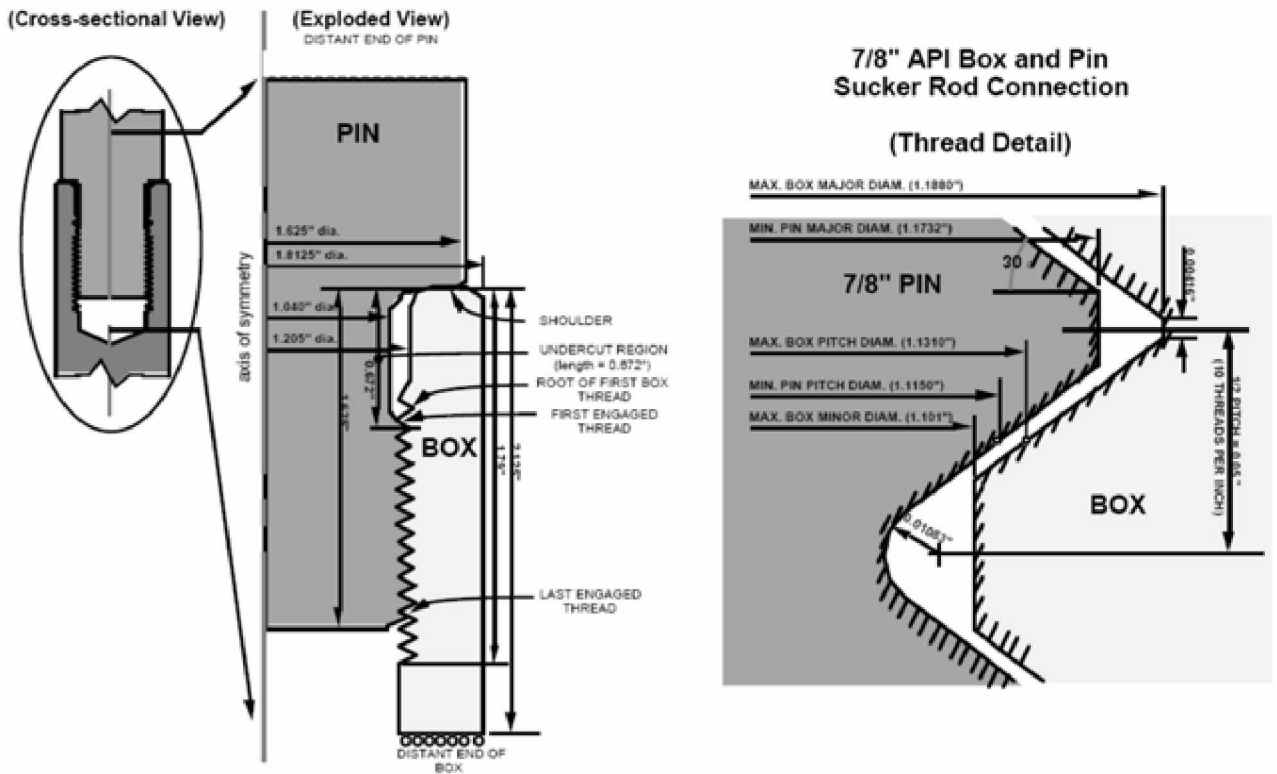


Figura 4 – Dimensiones Standard Varilla de Bombeo 7/8" según norma API 11b

**Total Failure Data Sheet**

UNIT	YEAR	CAUSE OF STOPPAGE														TOTAL FAIL	ACTIVE WELL
		PUMP FAIL	PUMP CHANGE	TBC BODY	ROD BODY FAIL			ROD BOX FAIL			ROD PIN FAIL			POL ROD FAILURE	OTHER FAIL		
					3/4	7/8	1	3/4	7/8	1	3/4	7/8	1				
TOTAL FAILURES	1992	1054	147	433	219	65	101	41	136	48	70	132	61	147	192	2845	2283
	1993	696	48	426	157	48	51	38	75	29	61	103	41	78	132	1991	2218
	1994	551	41	349	94	33	52	25	34	20	30	61	28	117	97	1532	2241
	1995	524	9	307	144	38	37	23	47	22	35	54	17	47	65	1369	2234
	1996	360	9	261	113	22	36	20	30	12	29	46	12	34	59	1034	2052
TOTAL FAILURE FREQUENCY	1992	0.370	0.052	0.152	0.077	0.023	0.036	0.014	0.048	0.017	0.025	0.048	0.021	0.062	0.067	1.000	2283
	1993	0.350	0.024	0.214	0.084	0.024	0.028	0.019	0.038	0.015	0.031	0.062	0.021	0.038	0.066	1.000	2218
	1994	0.360	0.027	0.228	0.061	0.022	0.034	0.016	0.022	0.013	0.020	0.040	0.018	0.078	0.063	1.000	2241
	1995	0.363	0.007	0.224	0.106	0.028	0.027	0.017	0.034	0.018	0.026	0.039	0.012	0.034	0.047	1.000	2234
	1996	0.348	0.009	0.252	0.109	0.021	0.035	0.019	0.029	0.012	0.028	0.044	0.012	0.033	0.057	1.000	2052

Tabla 1: Cantidad total y frecuencia de fallas que derivaron en la parada de pozo



Figura 5: Falla en una Unión 7/8"

El modelo numérico consta de un análisis 2D axial simétrico. A continuación se muestra la malla de Elementos Finitos utilizada.



Figura 6: Malla de Elementos Finitos.

Respecto al modelo de material, se utilizó un modelo de material no lineal (Crisfield, M., 1991) elastoplástico bilineal con criterio de fluencia von Mises.

Este tipo de falla inicia con una concentración de tensiones en la raíz de los dientes (Assanelli-1997, Assanelli-1998), este incremento de tensiones produce una deformación plástica localizada la cual se muestra en la siguiente Figura.

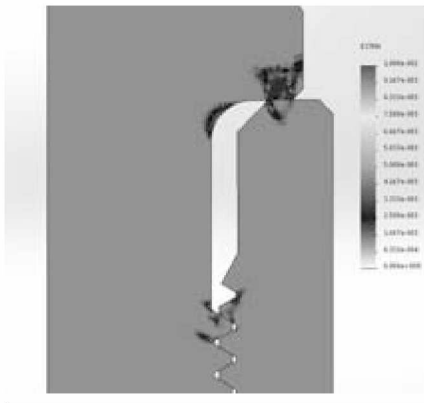


Figura 7: Deformaciones elastoplásticas en MU.

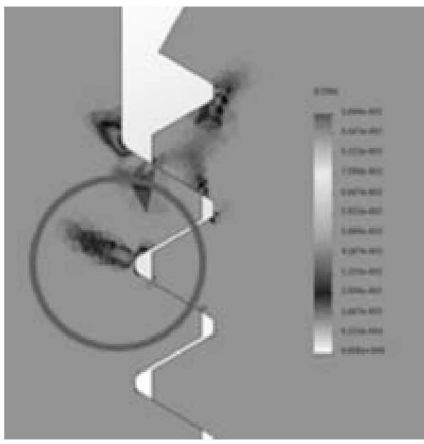


Figura 8: Detalle de las Deformaciones elastoplásticas MU en raíz de diente.

Cuando se aplica la carga de tracción sobre el sistema, las deformaciones elastoplásticas en dientes van a aumentar ya que aumenta la carga sobre los mismos. En la Figura siguiente se muestran las deformaciones elastoplásticas para el estado de Make Up + Tracción.

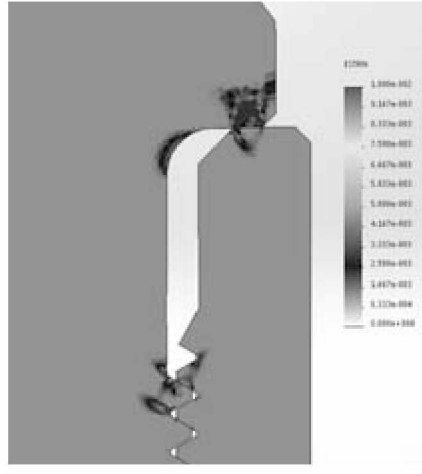


Figura 9: Deformaciones elastoplásticas MU+Tracción.

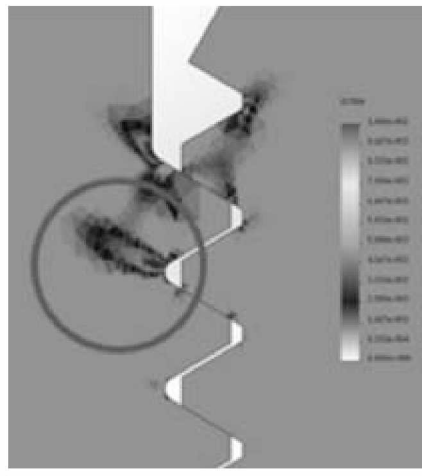


Figura 10: Detalle de deformaciones elastoplásticas en MU+Tracción en raíz de diente.

Respecto al tiempo de análisis, la resolución completa de los dos estados de carga toma en el orden de 2 a 4 horas.

### 5. Conceptos fundamentales de redes neuronales

Las redes neuronales son herramientas del campo de la inteligencia artificial que permite generar modelos, a través de algoritmos de aprendizaje, para predecir y analizar posteriormente distintos fenómenos. Muchas tareas de clasificación y transformación son enfocadas con un análisis estadístico inicial de los datos de entrada y de los resultados.

Estos tipos de análisis son adecuados para intentar descubrir una o más ecuaciones "estáticas" o fórmulas que permitan a los problemas de ingeniería ser transformados en "resultados". Sin embargo, las soluciones "dinámicas" que incluyen variación de parámetros históricos, como ser las deformaciones plásticas en ciertas regiones de un componente metálico, poseen una gran complejidad que en general requieren metodologías de análisis no lineal las cuales son computacionalmente muy costosas. Afortunadamente, las Redes Neuronales son capaces de procesar estos tipos de soluciones a un bajo costo computacional derivando en cortos tiempos de respuesta.

En la siguiente figura se muestra un esquema general de una red neuronal de una sola capa (single layer).

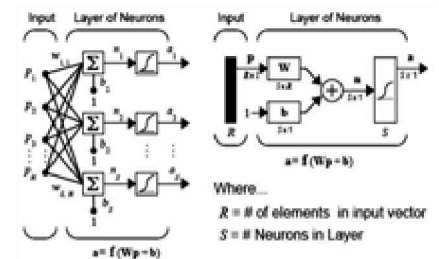


Figura 11: Esquema clásico de Red Neuronal de una capa.

La red neuronal tiene por lo tanto  $R$  inputs,  $S$  neuronas y "a" es la salida de la red. En general, el poder de una red neuronal puede ser medido en función de su cantidad de neuronas y/o su cantidad de capas.

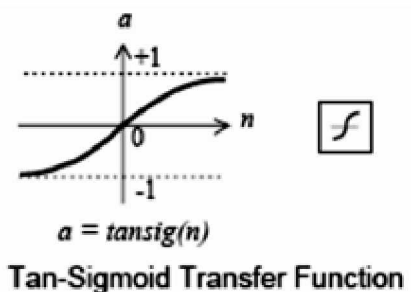


Figura 12: Función de Transferencia Tan-Sigmoid.

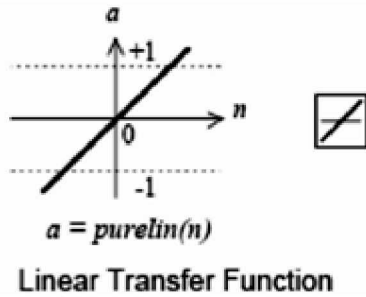


Figura 13: Función de Transferencia Lineal.

En la figura que se muestra a continuación se representa una red con dos capas de neuronas (existen redes multicapas), donde "tansig" y "purelin" son las funciones de transferencia "Tan-sigmoid" y "Linear".

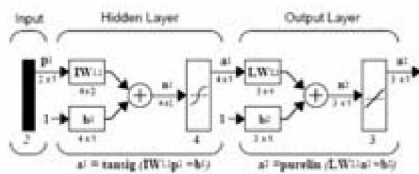


Figura 14: Esquema de Red Neuronal de dos capas.

5.1 Ejemplo: Red Backpropagation

Como se mostró anteriormente, una red neuronal se constituye de una capa (layer) input, otra capa output y capas intermedias, donde la cantidad de esta varía según la topología elegida por el usuario. A continuación se muestra una red multicapa.

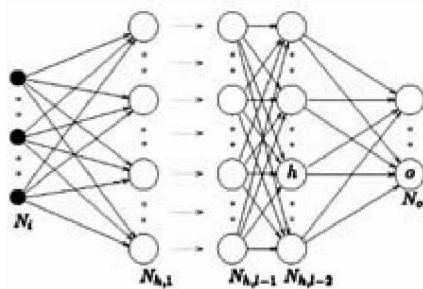


Figura 15: Red Neuronal Multicapa.

La red descrita en la figura posee N inputs. Definimos la función de activación como:

$$y_k^p = F(s_k^p)$$

$$s_k^p = \sum_j w_{jk} \cdot y_j^p + \theta_k$$

Se define el error cuadrático para el patrón p:

$$E^p = \frac{1}{2} \cdot \sum_{o=1}^{N_o} (d_o^p - y_o^p)^2$$

Donde  $d_o^p$  es el output deseado por la neurona "o" cuando el patrón "p" es introducido.

El funcionamiento de una red back-propagation puede resumirse en los siguientes tres pasos:

- i. El peso de una conexión es ajustado mediante una cantidad proporcional al producto de una señal de error:

$$\Delta_p w_{jk} = \gamma \cdot \delta_k^p y_j^p$$

- ii. Si la neurona es una neurona de output, la señal de error está dada por:

$$\delta_o^p = (d_o^p - y_o^p) \cdot F'(s_o^p)$$

Tomando ahora como función de activación la siguiente función sigmoidea:

$$y^p = F(s^p) = \frac{1}{1 + e^{-s^p}}$$

Siendo la derivada:

$$F'(s^p) = \frac{\partial}{\partial s^p} \left( \frac{1}{1 + e^{-s^p}} \right) = y^p \cdot (1 - y^p)$$

Entonces la señal de error puede escribirse como:

$$\delta_o^p = (d_o^p - y_o^p) \cdot y_o^p \cdot (1 - y_o^p)$$

- iii. La señal de error para una neurona oculta es determinada recursivamente en términos de la señal de error a la cual está directamente conectada y a los pesos de esas conexiones. Para la función sigmoidea elegida queda:

$$\delta_h^p = F'(s_h^p) \cdot \sum_{o=1}^{N_o} \delta_o^p \cdot w_{ho} = y_h^p \cdot (1 - y_h^p) \cdot \sum_{o=1}^{N_o} \delta_o^p \cdot w_{ho}$$

5.2. Entrenamiento o aprendizaje de una Red Neuronal

Durante la operación de una red neuronal podemos distinguir dos fases: la fase de entrenamiento, y la fase de operación o ejecución.

Durante la primera fase, la red es entrenada para realizar un determinado tipo de procesamiento. Una vez alcanzado un nivel de entrenamiento, se pasa a la fase de operación, donde la red es utilizada para realizar las simulaciones correspondientes. (Bertona-2005)

6. Metodología: Elementos finitos y redes neuronales (finite element method & artificial neural network - FEM&ANN)

Con el objetivo de focalizarse en la problemática de las fallas en uniones roscadas, se desarrolló un modelo simple axial simétrico de raíz de diente donde se tomaron como parámetros de análisis: (1) Carga total de tracción, (2) Radio de raíz de diente. Se aclara que este es un modelo básico de estudio con el objetivo evidenciar la metodología FEM&ANN. Para el análisis completo de una unión el modelo debería ser geoméricamente más representativo. En la Figura siguiente se muestra el modelo 3D.

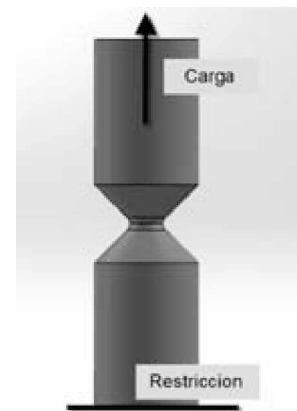


Figura 16: Modelo 3D Básico representativo de Raíz de Diente.

Con el objetivo de obtener información para así poder desarrollar un modelo predictivo usando redes neuronales, se corrieron los siguientes casos de carga en Kilo-Libras o klb: (1)150 klb, (2)155 klb, (3)160 klb y (4) 165 klb.

Para cada uno de estos 4 casos de cargas, se tomaron 3 radios de dientes distintos expresados en pulgadas o *in*: (1) 0.1 in, (2) 0.3 in, (3) 0.5 in.

En la siguiente Tabla se resumen los 12 casos corridos.

	Caso 1	Caso 2	Caso 3	Caso 4	Caso 5	Caso 6	Caso 7	Caso 8	Caso 9	Caso 10	Caso 11	Caso 12
<b>CARGA [Klb]</b>	<b>150</b>	<b>155</b>	<b>160</b>	<b>165</b>	<b>150</b>	<b>155</b>	<b>160</b>	<b>165</b>	<b>150</b>	<b>155</b>	<b>160</b>	<b>165</b>
<b>Radio [in]</b>	<b>0.1</b>	<b>0.1</b>	<b>0.1</b>	<b>0.1</b>	<b>0.3</b>	<b>0.3</b>	<b>0.3</b>	<b>0.3</b>	<b>0.5</b>	<b>0.5</b>	<b>0.5</b>	<b>0.5</b>

Tabla 2: Casos corridos para el Modelo Básico de Raíz de Diente.

A continuación se muestra la malla de elementos finitos utilizada con densificación de elementos en la zona de raíz de diente para tener una mayor precisión.



Figura 17: Malla de Elementos Finitos.

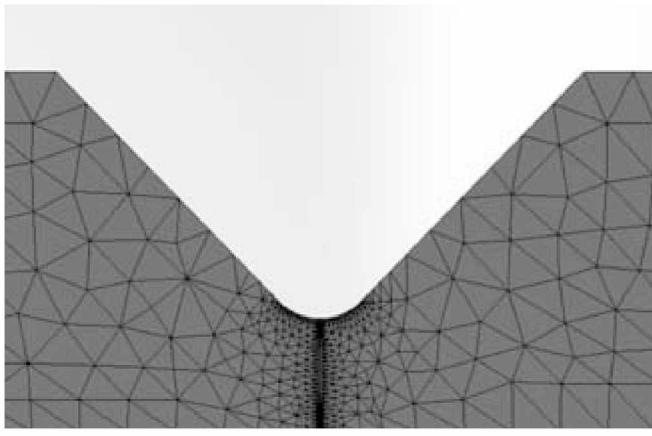


Figura 18: Detalle de Raíz de Diente

A continuación, con el objetivo de tener una idea general de los mapas de deformación, se muestran las deformaciones plásticas solo para los casos 9 y 12.

Puede verse que para el Caso 3 donde tenemos carga mínima, solo tenemos plastificación de una región en diente. En cambio, para el caso 12, donde tenemos carga máxima, aparece una zona de plastificación mayor.

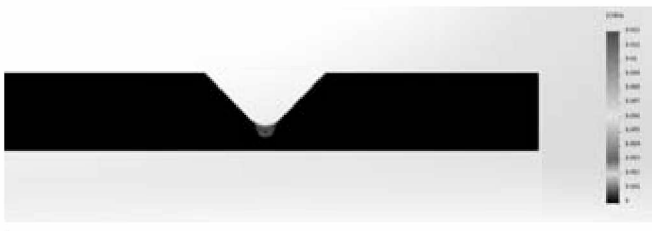


Figura 19: Deformaciones plásticas Caso 9.



Figura 20: Detalle deformaciones plásticas Caso 9.

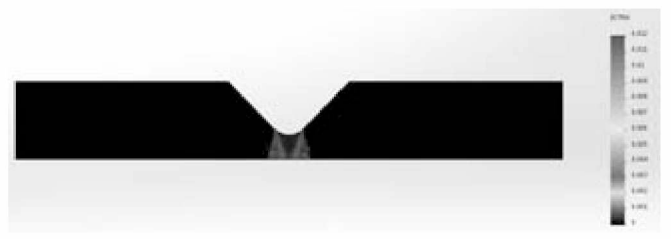


Figura 21: Deformaciones plásticas Caso 12.

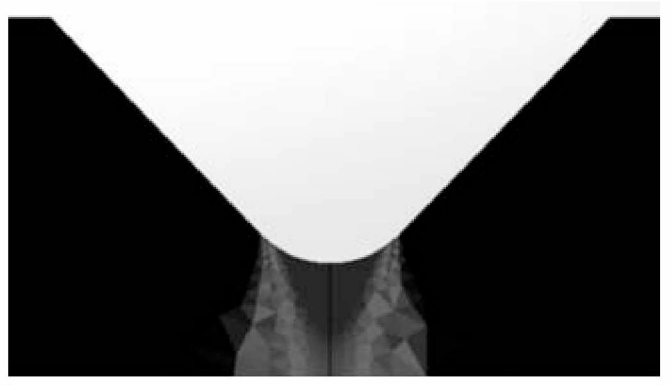


Figura 22: Detalle de deformaciones plásticas Caso 12.

Si ahora graficamos los valores de deformación plástica a lo largo de la línea normal a la superficie de raíz de diente. Ver Figura.

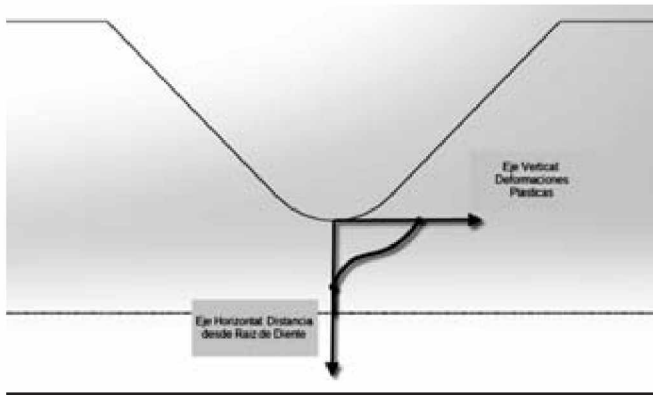


Figura 23: Sistema de coordenadas para la medición de las deformaciones plásticas.

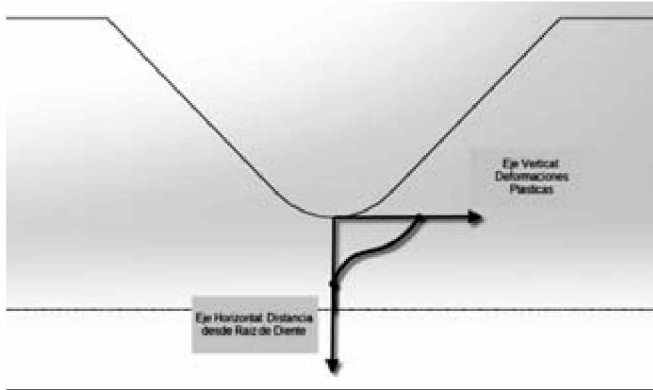


Figura 24: -Deformaciones Plásticas- Caso 9 y 12.

Entonces, esta información de deformaciones plásticas para los 12 casos, se utiliza para entrenar la Red Neuronal. A continuación se muestran las deformaciones plásticas para los 12 casos.

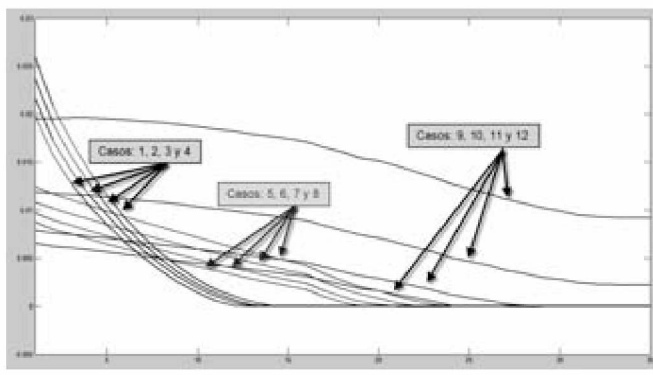


Figura 25: Deformaciones Plásticas para los Todos los Casos

## 7. Análisis de Resultados

Una vez entrenada la Red Neuronal, se procedió a simular dos casos extremos los cuales no fueron utilizados para entrenar la red. Estos casos fueron también analizados por elementos finitos (MEF). Hay que considerar que la geometría es conocida, por lo cual los casos a analizar están dentro de las geometrías entrenadas. Lo que se variará son las condiciones de carga que es lo que en campo produce los daños sobre los componentes del sarta de varillas.

Estos dos casos simulados los nombramos 13 y 14. Estos casos no solo representan cargas elevadas, las cuales son de interés porque son las que producen las mayores deformaciones plásticas, sino que también, muestran dos casos desfavorables de radios de raíces de diente. En resumen, estos dos casos representan prácticamente todo el espectro de solución de interés. A continuación mostramos las características de estos casos

	Caso 13	Caso 14
CARGA [Klb]	163	163
Radio [in]	0.1	0.5

Figura 26 – Casos Simulados

A continuación se muestran las comparaciones entre las simulaciones de la Red Neuronal con los obtenidos con el MEF.

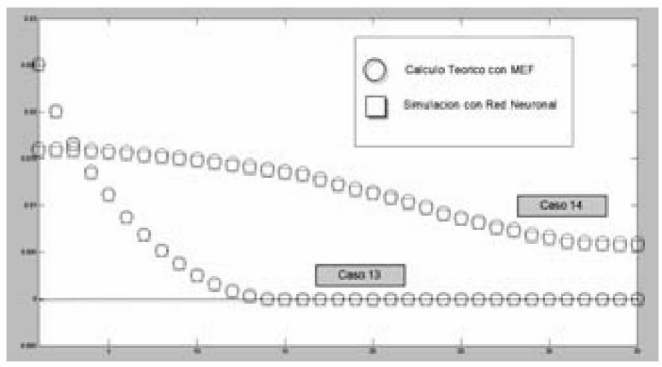


Figura 27: Comparación de Resultados: MEF y Red Neuronal

Puede verse que la precisión de predicción de la Red Neuronal es excelente. El error relativo porcentual medido para los casos 13 y 14 son **0.3%** y **2.4%** respectivamente. Estos errores en principio son totalmente aceptables para las aplicaciones en estudio. En caso que se necesite mayor precisión es necesario tomar una mayor cantidad de casos de entrenamiento para la Red Neuronal.

Otro punto importante a mencionar es que el tiempo de simulación de la red es del orden de centésimas de segundo



para este caso analizado. Lo cual da un valor excelente de performance.

## 8. Conclusiones

La metodología desarrollada en este trabajo con aplicación directa al análisis de falla de un componente petrolero muestra un gran potencial en la predicción instantánea de fallas sin la necesidad de realizar largas corridas de Elementos Finitos.

La precisión de las predicciones mostró un excelente acuerdo con las simulaciones de elementos finitos, con errores máximos del orden del 2%. También las predicciones identifican perfectamente las zonas plásticas de las elásticas, lo cual es de gran significación teniendo en cuenta la gran complejidad de este problema no lineal.

## 9. Futuras Líneas de Investigación

Como trabajos futuros se piensa extender estos estudios teniendo en cuenta la variación de otros parámetros geométricos, en especial se comenzara con variaciones del radio, los cuales no fueron parte del entrenamiento de la red y se analizara la capacidad predictiva del modelo.

## Referencias

ANSI/API RP 11L, Recommended Practice for Design Calculations for Sucker Rod Pumping Systems (Conventional Units), American Petroleum Institute, 1988.

API 11b, Specification for Sucker Rods, Polished Rods and Liners, Couplings, Sinker Bars, Polished Rod Clamps, Stuffing Boxes, and Pumping Tees, American Petroleum Institute, 2010.

Baek, W. K. y Stephens, R. I., Computational life prediction methodology for mechanical systems using dynamic simulation, finite element analysis, and fatigue life prediction methods (Technical Report R-71), Center for Simulation and Design Optimization (The University of Iowa), 1990.

Bannantine, J., Comer, J., Handrock, J., Fundamentals of Metal Fatigue Analysis, Prentice Hall, 1989.

Bathe, K., Finite Element Procedures, Prentice Hall, 1996

Bertona, L.F., Entrenamiento de redes neuronales basado en algoritmos evolutivos. (Tesis de grado), FIUBA, 2005.

Crisfield, M., Non-linear Finite Element Analysis of Solids and Structures, John Wiley & Sons, 1991.

Duan, D.L., Geng, Z. y Jiang, S.L., Failure mechanism of sucker rod coupling, Engineering Failure Analysis, 36:166–172, 2013.

Emiliozzi, I., El abecé del Petróleo y del Gas, IAPG, 2da edición, 2001.

Felippa, C., Introduction to Finite Element Methods, University of Colorado, 2004.

Hoffman, E., Finite Element Analysis of Sucker Rod Coupling with Guidelines for Improving Fatigue Life, Sandia National Laboratories, 1997.

Mackay, J. C., Information Theory, Inference and Learning Algorithms, 2003

Norris, Sucker Rod Failure Analysis - A Special Report from Norris, Norris, 2007.

Pereiras, J., Modelado de Uniones Roscadas para Tubos Petroleros Considerando Deformaciones Elasto-Plásticas Finitas (Tesis de Maestría), FIUBA, 2005.

Zienkiewicz, O., El método de los elementos finitos, Barcelona, Reverté, 1967 (3° ed. 1982).

Assanelli, A.P., Xu, K., Benedetto, F., Johnson, D.H. and Dvorkin, E.N., Numerical/ experimental analysis of an API 8-round connection, J. Energy Resources Technology, 119:81-88, 1997.

Assanelli, A.P. and Dvorkin, E.N., Selection of an adequate element formulation for modeling OCTG connections, Computational Mechanics - New trends and applications, (Ed. S.Idelsohn et al), 1998.