

Condition Estimation of Carbon Steel using a Neuro-Fuzzy System and Image Processing

E. A. Ruelas, J. A. Vázquez, J. Yañez, I. López, C. F. Bravo

Abstract— This paper describes the development of an intelligent integrated system comprised of a fuzzy logic architecture developed from descriptive statistics and an artificial neural network multilayer perceptron applied in pattern recognition with digital image processing. The studied patterns are from the microstructure of carbon steel SA 210 Grade A-1. The purpose is to estimate the damage present in the material from the determination of the physical state of the material. Steel samples were tested in actual conditions, such as the steam and water at high temperature suffering deterioration not easily detectable by standard metallographic means. Studied patterns in the microstructure of the material were: pearlite lamellar, spheroidization and graphitization. The microstructure was revealed from images obtained by an inverted metallographic microscope (Olympus - GX71) in the Testing Laboratory Equipment and Materials of the Federal Electricity Commission in Mexico. (LAPEM - CFE). The results showed that the damage estimation and pattern recognition in the material were correctly predicted with the developed system compared to the human expert. Furthermore, the analysis can be performed in less time and cost.

Keywords— Artificial neural network (ANN), digital image processing, fuzzy logic and material defects.

I. INTRODUCCIÓN

LA metalografía es la disciplina que estudia microscópicamente las características estructurales de un metal o de una aleación [2]. La microestructura revela el tratamiento mecánico y térmico del metal y, bajo un conjunto de condiciones dadas, se pueden predecir los comportamientos del metal. El comportamiento del acero al carbón SA 210 Grado A-1 presenta patrones metalográficos que deben ser diagnosticados por expertos en la disciplina a partir de una imagen de la microestructura del material. El experto valora en base a su experiencia y al patrón de comportamiento del material el grado de afectación de dicho material. La calidad del diagnóstico depende en gran medida de la experiencia del experto. Cabe mencionar que los diagnósticos para el grado de afectación realizados actualmente en el Laboratorio de Pruebas de Equipos y Materiales (LAPEM), son del tipo

lingüísticos, es decir, se emiten resultados como: incipiente, inicial, parcial, importante y avanzada afectación. El programa de mantenimiento en una planta de energía incluye la vigilancia sobre la salud en las estructuras metálicas, rutinariamente, se toman muestras de metal de diferentes conductores y se almacenan en una base de datos con el fin de ser analizadas por un experto en el área a partir de una imagen generando altos costos asociados. La representación del proceso actual se muestra en la Fig. 1.



Figura 1. Esquema actual para el análisis metalográfico del acero al carbón.

En este artículo se muestra que es posible realizar una estimación del daño y reconocimiento del patrón presente en el material por medio de un sistema basado en la clasificación-reconocimiento de patrones a través de la integración de lógica difusa con una red neuronal artificial (RNA) perceptrón multicapa aplicada al procesamiento digital de imágenes. Esto se hace en dos etapas. La primera es de reconocimiento y clasificación mientras que la segunda, etapa es de estimación, por lo que el sistema presentado es del tipo reconocedor-clasificador-predicador. La RNA se emplea para realizar la primera etapa y el sistema de lógica difusa para la segunda.

A. Trabajo Relacionado

Dentro de la aplicación de redes neuronales y la ciencia de los materiales, se demuestra el funcionamiento de las redes neuronales artificiales para estimar el espesor de imágenes radiográficas de materiales obtenidas por rayos X [9]. Otra aplicación de rayos X propone la detección de defectos internos en piezas fundidas derivadas de un sistema de inspección de rayos-X. El método propuesto aprovecha la teoría de conjuntos difusos e histograma. El umbral ideal se obtiene mediante la maximización de la entropía difusa exponencial asociada con la distribución de las clases de objetos y el fondo en el histograma [8].

Otra técnica que relaciona las redes neuronales con el estudio de materiales se presenta en [4], donde se desarrolla un método para determinar el tipo de daño en el material y la

E. A. Ruelas, Centro de Innovación en Tecnologías Competitivas (CIATEC), Guanajuato, México, edruelas@itesi.edu.mx

J. A. Vázquez, Instituto Tecnológico de Celaya, Guanajuato, México, antonio.vazquez@itcelaya.edu.mx

J. Yañez, Centro de Innovación en Tecnologías Competitivas (CIATEC), Guanajuato, México, jyanez@ciatec.mx

I. López, Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del IPN (CINVESTAV), México, ismael.lopez@cinvestav.edu.mx

C. F. Bravo, Laboratorio de Pruebas de Equipos y Materiales (LAPEM), Guanajuato, México, fernando.bravo01@cfe.gob.mx

magnitud del daño a partir de una emisión acústica (AE) en materiales refractarios. El uso de redes neuronales en materiales se ha visto abordado para resolver tareas de estimación, en el estudio de [1] y [7], se utilizan redes neuronales capaces de predecir características específicas de los materiales tales como fallo por fatiga y calidad de soldadura respectivamente, una de las principales características físicas de los materiales es la micro dureza y para poder determinar dicha característica es viable el uso de redes neuronales artificiales utilizando catorce parámetros de entrada a la RNA que afectan a la microdureza [6]. Otra aplicación para poder predecir la microestructura de los materiales es utilizando técnicas de elemento finito y redes neuronales artificiales [8].

De acuerdo a la revisión realizada de la literatura se deduce que el uso de las redes neuronales en el área de materiales es llevado a cabo en conjunto con técnicas que utilizan rayos X, análisis de elemento finito, emisiones acústicas y procesamiento digital de imágenes. De tal forma que la incorporación simultánea de técnicas como: redes neuronales, lógica difusa y procesamiento digital de imágenes enfocadas al desarrollo de un método para la clasificación-reconocimiento y estimación del deterioro del material en una escala establecida, es un enfoque no abordado para establecer diagnósticos en el área de materiales.

Se han realizado investigaciones previas donde se comprueba la viabilidad y beneficios de la integración entre redes neuronales artificiales y procesamiento digital de imágenes enfocados principalmente a la clasificación-reconocimiento y estimación de características importantes en el campo de los materiales, dentro de los avances de esta integración son el desarrollo de procedimientos donde se caracterizan los diferentes objetos en una escena por medio del cálculo de un histograma [6] o segmentación de una imagen [5], ambos métodos son utilizados para el entrenamiento de una red neuronal perceptrón multicapa y la Fuzzy ARTMAP respectivamente, posterior al entrenamiento las redes neuronales son empleadas en la clasificación-reconocimiento de patrones metalográficos de forma eficiente.

B. Aportación

Los autores refieren como la contribución de esta investigación el desarrollo del sistema inteligente aplicado sobre el procesamiento digital del tipo de imágenes metalografías que al mejor entendimiento de los mismos, contribuye como elemento de apoyo en la elaboración de diagnósticos predictivos en el área referida, cubriendo un espacio actual ya que, como se mencionó, estos diagnósticos se realizan por expertos humanos. Por otra parte, se menciona que la RNA es entrenada a partir de un histograma generado de la imagen metalográfica siguiendo el procedimiento desarrollado por [6]. Este procedimiento proporciona resultados eficaces en la clasificación y reconocimiento de estados del acero al carbón, lo cual da pie a la emisión de un diagnóstico de reemplazo del material de forma automática. Aun identificando los estados del acero al carbón, solo es

posible emitir un diagnóstico cualitativo es decir se podrá recomendar el reemplazo argumentando una parcial o avanzada afectación en el material u otra opción es recomendar la continuidad de uso del material argumentando una incipiente o inicial afectación.

Esta situación es corregida por un sistema difuso el cual toma como variables de entrada el estado del acero al carbón previamente clasificado y reconocido por la RNA y además la cantidad de ferrita presente, el sistema difuso después de procesar las entradas brinda un diagnóstico automático y eficiente del estado presente en el acero al carbón junto a la recomendación de reemplazo validado en la estimación del deterioro en una escala cuantitativa de 0-10 (siendo 10 un acero SA 210 Grado A-1 totalmente dañado) este enfoque de estimación en el daño presente en el material de acuerdo a los autores no se ha abordado desde la perspectiva de la lógica difusa. La arquitectura del sistema propuesto se presenta en la Fig. 2.

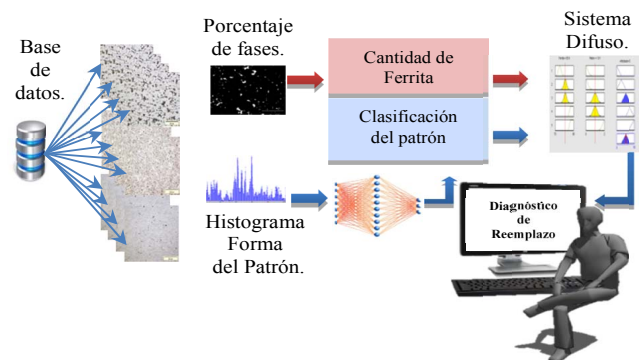


Figura 2. Arquitectura del sistema para la estimación del deterioro en el material

El desarrollo de un sistema que estime el deterioro presente en el material surge de la necesidad de corroborar el diagnóstico hecho por un experto metalográfico además de automatizar el proceso ya que el experto humano puede no estar disponible o puede haber una escasez de tales especialistas altamente cualificados. El impacto de un sistema que estime el deterioro a partir del reconocimiento de un patrón metalográfico está directamente relacionado con la recomendación de reemplazo o continuidad del material o equipo, en ambos casos si se emite un dictamen desacertado la organización de la cual proviene el material dañado tendrá costos inapropiados, ya que en el caso de emitir un reemplazo errado se perderá tiempo de vida útil, por lo contrario al recomendar la continuidad de uso de forma incorrecta el material sufrirá una falla en operación pasando así a un mantenimiento correctivo inesperado además de que la falla podría repercutir en otros equipos generando costos elevados.

II. METODOLOGÍA EXPERIMENTAL

El caso de aplicación para esta investigación se desarrolló en el Laboratorio de Pruebas de Equipos y Materiales (LAPEM) de la Comisión Federal de Electricidad (CFE). Los patrones perlita laminar, esferoidización y grafitización se presentan en la Fig. 3; (a), (b) y (c) respectivamente.

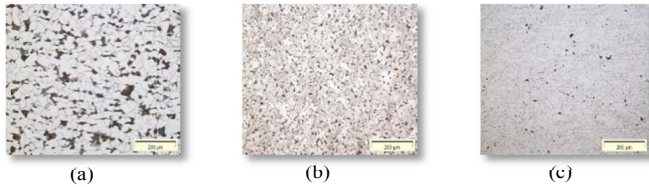


Figura 3. Patrones de comportamiento estudiados

A. Procesamiento Digital de la Imagen

El procesamiento digital de la imagen inicia con la obtención de la imagen metalográfica, la cual consta de operaciones consecutivas. La primera operación es cortar el material afectado, de esta forma se analizan pequeñas secciones que permitan revelar información acerca de la causa o causas que propiciaron el daño en el material. El segundo paso es la fabricación de un probeta con resina epóxica, lijada y pulida con una solución de carburo de silicio hasta obtener un acabado espejo. Por último se aplica una solución Nital sobre la probeta con una concentración de 4% durante cinco segundos para revelar la microestructura. Finalmente, la muestra es observada por un experto usando un microscopio invertido metalográfico (Olympus - GX71) y un analizador de imágenes (Analysis Five). Una vez tomada la imagen puede ser almacenada o distribuida para su futuro procesamiento.

De acuerdo con los autores [6], una forma eficiente para la clasificación- reconocimiento de patrones metalográficos por medio de una RNA, es mediante el entrenamiento de la red neuronal a partir de un histograma calculado como se muestra en la Fig. 4.

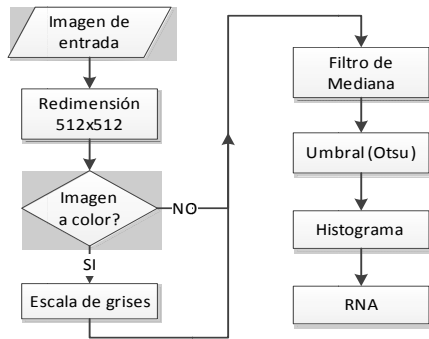


Figura 4. Diagrama de proceso para la imagen metalográfica

Dentro de la fase de procesamiento se agrega el cálculo del histograma generado por medio de la suma de las columnas de la matriz que representa a la imagen. De dicho histograma se genera la señal de entrada de la imagen a la RNA. En la Fig. 5, se muestra la fase de pre-procesamiento (a, b) y procesamiento (c, d) de las imágenes que son introducidas a la RNA y así permitir la clasificación-reconocimiento de patrones metalográficos, la imagen presentada pertenece al patrón de comportamiento grafitización.

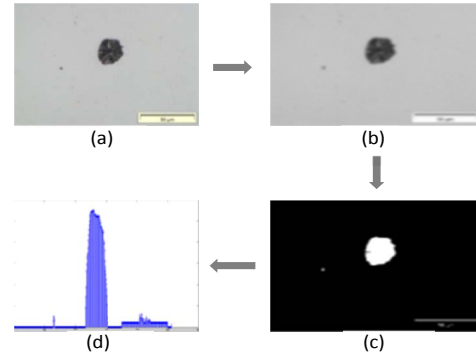


Figura 5. Grafitización. Procesamiento y asociación del patrón a la imagen. (a) Imagen original. (b) Redimensión y escala de gris. (c) Cálculo de umbral. (d) Cálculo de Histograma

Se realiza un ajuste en los parámetros que integran la topología de la RNA hasta obtener una combinación que arroje una solución aceptable en la clasificación presentada a la red neuronal. El cálculo del porcentaje de fases en una imagen metalográfica es un mecanismo que permite medir la cantidad de ferrita y de perlita en el material de acero al carbón, un material sin afectación inicia con un porcentaje de 80% de ferrita y 20% de perlita. Un fenómeno que se manifiesta en el acero al carbón SA 210 Grado A-1 es el incremento del porcentaje de ferrita conforme el material se va deteriorando a lo largo del tiempo en uso.

El porcentaje de ferrita puede determinarse empleando la ecuación 1.

$$\% \text{ ferrita} = \left[1 - \left(\frac{\sum_{i=1}^n x_i}{\text{Area total}} \right) \right] * 100 \tag{1}$$

Dónde: x = Formas con perlita en la imagen metalográfica
n = Numero de formas

Tomando como base la relación de la ferrita con respecto al daño presente en el material, es importante determinar la cantidad de ferrita presente en la muestra de material y de esta forma poder establecer otro indicador que contribuya a fundamentar una estimación del deterioro en material de forma eficiente. El procesamiento de la imagen que se llevó a cabo para determinar la cantidad de ferrita presente en la imagen metalográfica se ilustra en la Fig. 6. En 6(a) se obtienen la imagen en estado original de tamaño [1024 x 1024], en 6(b) se pasa a escala de gris y se indexa a un tamaño de [455 x 512], en 6(c) se realiza la fase de umbralización mediante el método Otsu y por último en 6(d) se localizan áreas de perlita y por diferencia se obtiene la cantidad de ferrita empleando la ecuación 1.

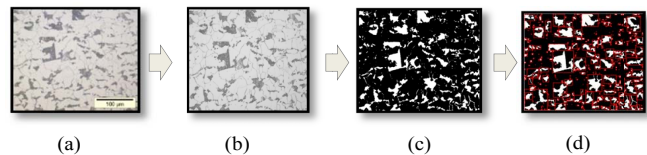


Figura 6. Etapas para el cálculo del porcentaje de ferrita en la imagen metalográfica

B. Reconocimiento – Clasificación del Patrón Metalográfico

El conjunto de patrones empleados para entrenar y probar a la RNA se llevó a cabo por medio de una base de datos de dieciséis imágenes metalográficas afectadas por patrones previamente reconocidos e identificados por expertos de LAPEM. La matriz de entrenamiento se generó a partir de dieciséis vectores con tamaño igual a quinientos doce elementos [1 x 512] desarrollados a partir del proceso mostrado en la Fig. 7, así queda definida una matriz de [16 x 512] incorporada a la red neuronal perceptrón multicapa. La composición de la matriz para el entrenamiento se muestra en la tabla I. La fase de validación en el proceso de clasificación-reconocimiento se realizó empleando una matriz de [6 x 512].

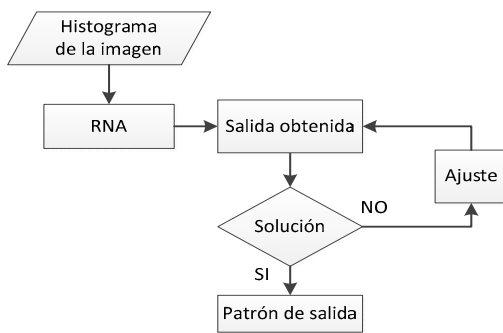


Figura 7. Proceso de Clasificación-Reconocimiento de patrones metalográficos.

TABLA I. MATRIZ DE ENTRENAMIENTO.

Patrón Metalográfico	Dimensión
Perlita Laminar	6 x 512
Esferoidización	5 x 512
Grafitización	5 x 512

La topología utilizada en la red neuronal está descrita en la tabla II. El código fue desarrollado dentro del programa *Matlab*® 2012. El criterio de selección para los parámetros de la topología está basado en el error cuadrático medio (MSE) que tienen los valores estimados de la RNA con respecto a los objetivos tanto en la fase de aprendizaje como de validación.

TABLA II. PARÁMETROS Y TOPOLOGÍA DE LA RED NEURONAL PERCEPTRÓN MULTICAPA.

Parámetro	Valor
Número de capas ocultas.	1
Número de neuronas en la capa oculta.	22
Función de activación de la capa oculta.	Tangente Hiperbólica
Visualización durante el entrenamiento.	50
Tasa de aprendizaje.	0.01
Valor de función de error a alcanzar.	1e-5
Número máximo de épocas.	3000
Tipo de entrenamiento.	Gradiente conjugada escalada

La RNA seleccionada fue probada para verificar el aprendizaje de la matriz introducida y así poder pasar a una

fase de validación. El valor de (-1) es el patrón perlita laminar, (0) esferoidización y (1) grafitización. Los valores obtenidos de la RNA fueron redondeados a su entero más cercano para así después compararlos contra los valores objetivos, la topología presenta un error cuadrático medio (MSE) de 0.0034 y un coeficiente de correlación de 0.99979. Ver tabla III.

TABLA III. VALORES CALCULADOS POR LA RNA VS OBJETIVOS.

Salida de la RNA	Aproximación	Objetivo
-0.943613908	-1	-1
-0.925075354	-1	-1
-0.940437794	-1	-1
-0.927135461	-1	-1
-0.930951598	-1	-1
-0.945067194	-1	-1
-0.000334693	0	0
0.002325878	0	0
0.000862719	0	0
-0.002749532	0	0
-0.00059213	0	0
0.937526449	1	1
0.877807218	1	1
0.918653839	1	1
0.953097102	1	1
0.96176845	1	1

C. Estimación de la condición del deterioro

En el LAPEM la estimación del deterioro se realiza mediante la experiencia del analista al observar el patrón de comportamiento presente en la imagen metalográfica y determinar el porcentaje de fases del material, después de este proceso el experto arroja un resultado cualitativo y lingüístico.

La Fusificación realizada para la entrada correspondiente a la cuantificación de la ferrita presente en la imagen metalográfica se desarrolló generando tres niveles de pertenencia los cuales se muestran en la Fig. 8. La primera función de pertenencia se cataloga como *Normal* con un valor de pertenencia superior en 80% de ferrita, este es el estado inicial comúnmente de un acero al carbón SA 210 Grado A-1 y conforme es sujeto a condiciones de trabajo aumenta el porcentaje de ferrita y solo en pocos casos decrece. La segunda función de pertenencia presenta su valor máximo en 86% y se define como un *Incremento Moderado* ambas funciones de pertenencia son del tipo Gaussianas. La última función de pertenencia es del tipo *sigmoideal* y etiquetada como *Incremento Considerable*, esta función presenta un incremento positivo y posteriormente constante a partir de registrar un 89.5%, ya que a partir de este valor de acuerdo con los expertos el incremento en la ferrita ya es importante.

La amplitud de cada función de pertenencia se definió tomando como base un intervalo de confianza para la media, para la construcción del intervalo se consideró la relación del patrón de comportamiento y la cantidad de ferrita presentes en el material, es decir, se analizaron los históricos del porcentaje de ferrita presente en cada patrón de comportamiento previamente definidos por expertos humanos. Los datos fueron analizados estadísticamente por cuartiles para eliminar puntos atípicos y se comprobó el comportamiento de normalidad mediante la prueba Anderson Darling con resultados de $p > 0.05$, la probabilidad del error tipo I en el intervalo fue de 5%. Aun así se realizaron ajustes en la

amplitud de la función tomando en cuenta la opinión de expertos, en esta etapa se consideró el valor de salida (estimación del deterioro en el material) como el parámetro de ajuste, las modificaciones mínimas se llevaron a cabo para desarrollar una arquitectura de lógica difusa que arroje un resultado coherente y ajustado a la realidad. El universo del discurso tiene un rango de [75, 95] ya que son los extremos de presencia de ferrita en un acero al carbón del tipo SA 210 Grado A-1.

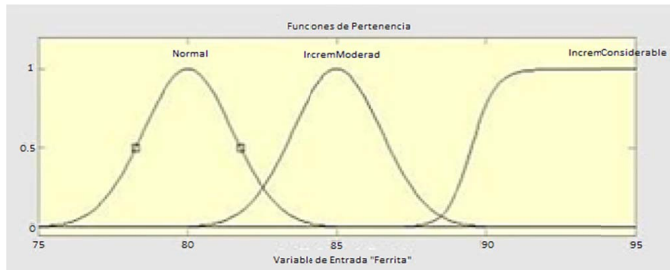


Figura 8. Funciones de pertenencia para la variable porcentaje de ferrita

La fusificación de la entrada que analiza el patrón de comportamiento previamente clasificado y reconocido por la RNA es codificada añadiendo valores de salida para cada patrón de comportamiento. El sistema de lógica difusa identifica las salidas de la RNA con un valor numérico (0) *perlita laminar*, (1) *esferoidización* y (2) *grafitización*. De tal forma que se genera una función de pertenencia para cada salida de la RNA posible, las tres funciones de pertenencia son del tipo sigmoidal etiquetadas con el respectivo nombre del patrón que representan y logrando su mayor grado de pertenencia en 0, 1 y 2 respectivamente para cada patrón de comportamiento, y de esta forma queda definido también el universo del discurso con valores entre [0, 2]. Ver Fig. 9.



Figura 9. Funciones de pertenencia para la variable patrón metalográfico

La fusificación de la variable de salida está dada por la cantidad de diferentes variables lingüísticas que se manejan en la estimación del deterioro en el material de acero al carbón que son: *Sin afectación*, *incipiente*, *inicial*, *parcial* y *avanzada afectación*. Dado que son cinco variables lingüísticas se generan cinco funciones de pertenencia del tipo triangular, el universo del discurso es definido de [0, 10] ya que requiere emitir una estimación del deterioro del material de forma puntual en una escala de 0 a 10. El grado de pertenencia más alto para cada función es de 1 para la función *sin afectación* y va incrementando en 2.5 unidades hasta llegar a 10 con la función *avanzada afectación*. Ver Fig. 10.

El método utilizado para realizar la inferencia es el denominado método Mamdani el cual utiliza reglas tipo *si-entonces* (if-else). Una regla que pertenece a la base de conocimiento tiene dos partes, el antecedente y la conclusión como se observa en la tabla IV. La inferencia está basada en dos entradas que son el porcentaje de fases y el patrón de comportamiento presente en el material y a partir del análisis de las dos variables se concluye en base a la única salida que es la estimación de la condición del material de acero al carbón del tipo SA 210 Grado A-1.

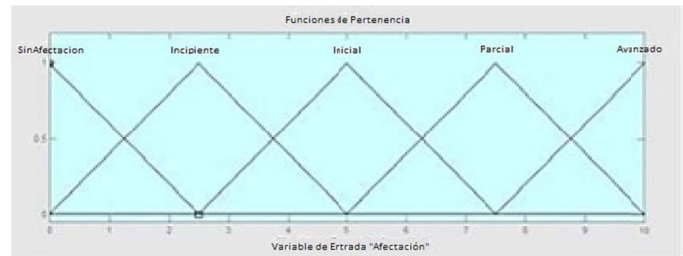


Figura 10. Funciones de pertenencia para la variable de salida

TABLA IV. REGLAS DE INFERENCIA UTILIZADAS EN EL SISTEMA DE LÓGICA DIFUSA.

Reglas de Inferencia

- If* Ferrita is Normal *and* Patrón is PLaminar *then* Afectación is SinAfectacion
- If* Ferrita is IncremModerado *and* Patrón is PLaminar *then* Afectación is Incipiente
- If* Ferrita is IncremModerado *and* Patrón is Esferoidizacion *then* Afectación is Inicial
- If* Ferrita is IncremConsiderable *and* Patrón is Esferoidizacion *then* Afectación is Parcial
- If* Ferrita is IncremConsiderable *and* Patrón is Graftitizacion *then* Afectación is Avanzado

Se empleó el algoritmo de Centro de Gravedad (CoG) para defusificar el valor de salida y obtener un número real.

$$Y_d = \frac{\int_S y \mu_y(y) dy}{\int_S \mu_y(y) dy} \quad (2)$$

Donde μ_y es la función de pertenencia del conjunto de salida Y , cuya variable de salida es y . S es el dominio o rango de integración. Después de la defusificación se obtiene un escalar dentro del intervalo [0, 10]. El sistema de lógica difusa podrá otorgar una calificación en donde el valor de cero es el estado sano del material. En la Fig. 11, se muestra la superficie de afectación generada en base al porcentaje de ferrita y el patrón de comportamiento.

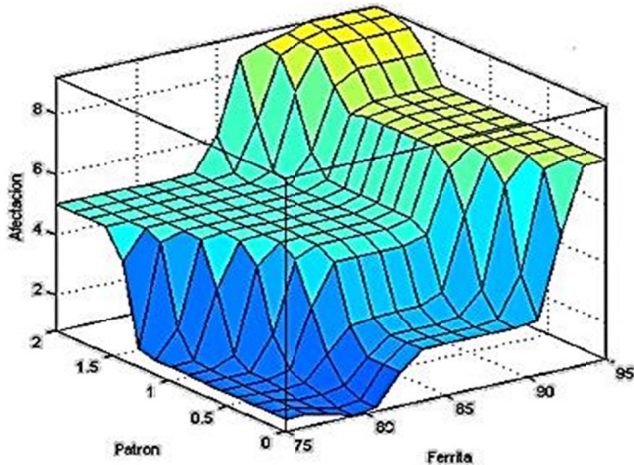


Figura 11. Superficie de afectación

III. RESULTADOS

Para verificar el buen funcionamiento de la red neuronal artificial (RNA) y la capacidad de solución de la tarea de clasificación y reconocimiento de los patrones metalográficos, se desarrolló una fase de validación en la que se introducen 6 nuevas imágenes con patrones de perlita laminar, esferoidización y grafitización para su clasificación y reconocimiento. Las imágenes metalográficas fueron previamente reconocidas e identificadas por expertos. Los resultados de la fase de validación para la topología desarrollada se muestran en la tabla V, con un MSE de 0.039.

TABLA V. VALORES CALCULADOS POR LA RNA VS OBJETIVOS.

Imagen	Salida de la RNA	Objetivo	Reconocimiento del Patrón
1	-0.65822119	-1	Correcto Perlita Laminar
2	-0.932801352	-1	Correcto Perlita Laminar
3	0.098983452	0	Correcto Esferoidización
4	0.036884246	0	Correcto Esferoidización
5	0.676775168	1	Correcto Grafitización
6	0.962338658	1	Correcto Grafitización

Para validar la estimación del deterioro en el material a partir del sistema de lógica difusa se compararon los resultados obtenidos del sistema contra los resultados emitidos por un experto en la materia en un total de 6 imágenes. Ver tabla VI.

TABLA VI. RESULTADOS DE CLASIFICACIÓN-RECONOCIMIENTO Y ESTIMACIÓN DE DETERIORO.

Imagen	Indicadores	Sistema Experto	Experto Humano	Comparación
1	Patrón	Perlita Laminar	Perlita Laminar	Correcto
	Deterioro	2.5%	3%	0.5%
2	Patrón	Perlita Laminar	Perlita Laminar	Correcto
	Deterioro	0.8%	0%	0.8%
3	Patrón	Esferoidización	Esferoidización	Correcto
	Deterioro	3.92%	5%	1.08%

4	Patrón	Esferoidización	Esferoidización	Correcto
	Deterioro	5%	5%	0%
5	Patrón	Grafitización	Grafitización	Correcto
	Deterioro	91.6%	90%	1.6%
6	Patrón	Grafitización	Grafitización	Correcto
	Deterioro	92%	95%	3%

IV. CONCLUSIONES

Los resultados obtenidos en esta investigación demuestran la viabilidad de un sistema neuro-difuso de procesamiento digital de imágenes para el diagnóstico de diversos estados físicos del acero a partir de una imagen microestructural. El caso de estudio se realizó para acero al carbón SA 210 Grado A-1. El método se presenta como alternativa de estimación cuantitativa de deterioro del acero sufrido en planta en sustitución del uso de un experto humano.

El artículo presenta una alternativa novedosa, eficiente y con bajo costo computacional en comparación a técnicas reportadas hasta ahora para la estimación del deterioro ya que solo recurre a la información de dos parámetros como son: el patrón metalográfico y el porcentaje de fases presentes en la imagen de la microestructura. Este procedimiento ha demostrado brindar resultados equivalentes a los de un experto, por lo que su empleo sería útil cuando no se cuenta con un experto.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen a CONACYT-MEXICO y al Posgrado Interinstitucional en Ciencia y Tecnología por las facilidades brindadas a Edgar Augusto Ruelas Santoyo durante sus estudios doctorales.

REFERENCIAS

- [1] Al-Assadi, et al., "Predicting the Fatigue Life of Different Composite Materials Using Artificial Neural Networks", Applied Composite Materials, Volume 17, Issue 1, pp 1-14, 2010.
- [2] Federación de Enseñanza de C.C.O.O. de Andalucía, "Temas para la Educación", Metalografía, Revista digital para profesores de la enseñanza [En Línea], Recuperado el 13 de febrero de 2013, de <http://www2.fe.ccoo.es/andalucia/docu/p5sd8732.pdf>, 2011.
- [3] G. Khalaj, et al., "Artificial neural network to predict the effect of heat treatments on Vickers microhardness of low-carbon Nbmicroalloyed steels", Neural Computing and Applications, Volume 22, Issue 5, pp 879-888, 2013.
- [4] C. Liu, et al., "Damage Pattern Recognition of Refractory Materials Based on BP Neural Network", Neural Information Processing, Volume 7666, pp 431-440, 2012.
- [5] E. Ruelas, J. Vázquez, J. Yañez, I. López, C. Bravo, "Integración de métodos para la clasificación-reconocimiento de patrones a base de inteligencia artificial y procesamiento digital de imágenes", Special issue: Advances in Intelligent and Information Technologies, Research in Computing Science, ISSN: 18770-4069, Indexado en Latindex y Periodica, 2012.
- [6] E. Ruelas, J. Vázquez, J. Yañez, I. López, C. Bravo, "Wear Pattern Recognition System for Metal Microstructure using a Multilayer Perceptron", International Journal of Computers Communications & Control (IJCCC), ISSN: 1841-9844 Online, ISSN-L: 1841- 9836, En revision.
- [7] L. Subashini, et al., "Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)-Based Models for Predicting the Weld Bead Width and Depth of Penetration from the Infrared Thermal Image of the Weld Pool", Metallurgical and Materials Transactions B., Volume 43, Issue 1, pp 145-154, 2012.

- [8] Y. Tang, et al., "Application of a new image segmentation method to detection of defects in castings", *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Volume 43, Issue 5-6, pp 431-439, 2009.
- [9] I. Tansel, et al., "Neural Network Based Thickness Estimation from Multiple Radiographic Images", *Journal of Nondestructive Evaluation*, Volume 25, Issue 2, pp 53-66, 2006.



Edgar Augusto Ruelas Santoyo. Earned a BEng and MSc in Industrial Engineering from the Instituto Tecnológico de Celaya in 2008 and 2011, respectively. Currently, he is pursuing his PhD studies in the Posgrado Interinstitucional en Ciencia y Tecnología (PICyT), Mexico. He is also lecturing at the Instituto Tecnológico Superior de Irapuato. His main research interests are in Industrial Engineering, Image processing, Fuzzy Logic and Neural Networks.



José Antonio Vázquez López graduated with Engineering and Master degree from Instituto Tecnológico de Celaya, in 1998 and 2001. He obtained PhD in Posgrado Interinstitucional en Ciencia y Tecnología (PICyT) from CIATEC in 2009. His main research interest is in industrial engineering and statistics, where he has served as an industrial consultant for several companies. His research interests are design and improvement of processes and products: advanced process control and pattern recognition using neural networks. He is currently a Full Professor in the Instituto Tecnológico of Celaya.



Javier Yáñez Mendiola. He obtained a BEng in Electronics from the Instituto Tecnológico de Celaya, México. He also holds an MSc and a PhD degree in optics from the Centro de Investigación en Optica in the area of image processing. He is a researcher at the Centro de Innovación en Tecnologías Competitivas (CIATEC), México.



Ismael López Juárez obtained a BEng in Mechanical-Electrical Engineering from UNAM in 1991. He received an MSc in Instrument Design and Application from University of Manchester in 1996, and the PhD in Intelligence Robotics from Nottingham Trent University in 2000. He was founder and leader of *Grupo de Investigación en Mecatrónica y Sistemas Inteligentes de Manufactura* in CIATEQ, A.C (2000-2006). Currently, he is a principal researcher in CINVESTAV.



Carlos Fernando Bravo Barrera. Obtained a BEng in Electrical and Mechanical Engineering from the Tecnológico de Monterrey in 1990. He is currently the Head of Department of Materials at the Laboratorio de Pruebas de Equipo y Materiales from the Comisión Federal de Electricidad de México (LAPEM - CFE). His main research areas are within the area of material characterization and failure analysis.