

## Revista Latinoamericana de Difusión Científica



**Volumen 6 - Número 11**  
Julio – Diciembre 2024  
Maracaibo – Venezuela

## Aplicación de análisis de microfracturas para prevención de fracturas por fatiga en materiales mediante pruebas no destructivas

---

DOI: <https://doi.org/10.38186/difcie.611.06>

---

Ulises Sánchez-Santana \*

Gerardo Presbítero-Espinosa \*

José María Quiroga-Arias \*\*

### RESUMEN

*Objetivo:* Determinar, establecer y verificar metodologías y campos de estudio hacia procedimientos de predicción precisos para la prevención de fracturas por fatiga en materiales industriales, mediante el desarrollo de microfracturas y el uso de ensayos no destructivos. *Metodología:* Se implementan ensayos de fatiga en materiales de uso industrial, utilizando máquinas de ensayo mecánicas universales capaces de realizar esfuerzos de fatiga. En cuanto al uso de equipos de análisis no destructivo, se utilizó un sistema de tomografía computarizada de rayos X para estudiar microfracturas en materiales. La detección de microfracturas se realizó mediante procesamiento de imágenes con una red neuronal convolucional entrenada mediante aprendizaje profundo. Posteriormente, se aísla la microfractura mediante procesamiento de imágenes. Las imágenes que contienen esta característica se interpretan mediante procesamiento de imágenes para obtener sus métricas de área, perímetro, longitud de la característica, circularidad, orientación y tipo de microfractura. *Resultados:* Hemos sentado las bases para un campo de estudio completamente nuevo e innovador para futuros modelos de prevención de fracturas por fatiga en una evaluación tridimensional de microdaños, en el que incluso un concepto de volumen característico novedoso puede proponerse y usarse para procedimientos y enfoques adicionales hacia la prevención de la fatiga.

**PALABRAS CLAVE:** Ingeniería de la construcción, microfractura, análisis por simulación.

\*Centro de Ingeniería y Desarrollo Industrial, Pie de la Cuesta 702, Desarrollo San Pablo, Santiago de Querétaro 76130, México. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4403-5574>. E-mail: [usanchez@cidesi.edu.mx](mailto:usanchez@cidesi.edu.mx)

\*\*Universidad Aeronáutica en Querétaro, Santiago de Querétaro 76278, México.

## Application of microfracture analysis to prevent fatigue fractures in materials through non-destructive testing

### ABSTRACT

*Objective:* Determine, establish, and verify methodologies and fields of study towards precise prediction procedures for the prevention of fatigue fractures in industrial materials, through the development of microfractures and the use of non-destructive tests. *Methodology:* Fatigue tests must be implemented in materials for industrial use, employing universal mechanical testing machines capable of carrying out fatigue stresses. In terms of the use of non-destructive analysis equipment, for the study of microfractures in materials we used an X-ray computer-assisted tomography system. The detection of microfractures was done through image processing with a convolutional neural network trained by deep learning. Subsequently, by means of image processing, the microfracture is isolated. The images that do contain this feature are interpreted by image processing to obtain their area, perimeter, characteristic length, circularity, orientation, and type of microfracture metrics. *Results:* We settled bases for an entirely new and innovative field of study for future fatigue fracture prevention models on a 3-D assessment of microdamage, in which even a novel characteristic volume concept may be proposed and used for further procedures and approaches towards the prevention of fatigue fracture development in materials.

**KEYWORDS:** Construction engineering, microfracture, simulation analysis.

### Introducción

Una fractura por fatiga se define como una “fractura parcial o completa debido a su incapacidad para soportar esfuerzos no visibles aplicadas de forma rítmica, repetida y por debajo del umbral” (Guten et al., 2017). Las fracturas por fatiga ocurren debido a la acumulación de microfrazas inducidas por esfuerzos. Se debe investigar el factor de intensidad de esfuerzos y los resultados de los cálculos experimentales (analíticos) y numéricos para el rango de intensidades de esfuerzos para evaluar los efectos de la fatiga cíclica en muestras metálicas con diversas características físicas (Lewandowski et al., 2018). Utilizando la fusión de imágenes heterogéneas para reducir las perturbaciones relacionadas con la imagen en la intensidad o el rango de los datos de la imagen y para reducir las incertidumbres a través de la correlación de características entre dominios, se

proporcionó una metodología de segmentación de grietas basada en redes neuronales convolucionales profundas (Shanglian et al., 2021). Para el control de calidad automático, se creó un modelo único de aprendizaje profundo; integra información de contexto local y global mediante el uso de segmentación por píxel y categorización por imagen (Domen et al., 2023). Para el control de calidad automático, se creó un modelo único de aprendizaje profundo, que integra información de contexto local y global mediante el uso de segmentación por píxel y categorización por imagen aplicada a imágenes microCT (Ce et al., 2021). Por otro lado, nuevos estudios sobre el tejido óseo han mejorado nuestra comprensión de la mecánica de las fracturas (Caron et al., 2022 y Buccino et al., 2023).

Toda fractura comienzan como microfracturas y se vuelven más extensas con esfuerzos repetitivos, hasta alcanzar un tamaño de macrofractura de aproximadamente 1 mm, tamaño necesario para resultar en una verdadera fractura a través de la estructura de un material (Presbitero et al., 2017). El análisis de Weibull es la técnica más comúnmente elegida para estimar una probabilidad basada en datos medidos o supuestos. El modelo de Weibull tiene una propiedad interesante ligada a que, dependiendo de los valores de  $\alpha$ , puede presentar tasas de falla crecientes, decrecientes o constantes. Así, cuando  $\alpha = 1$ , el modelo de Weibull se vuelve exponencial y tiene una tasa de fracaso constante. El modelo exponencial es, por tanto, un caso particular del modelo de Weibull. Cuando  $\alpha > 1$ , el modelo tiene una tasa de falla creciente, y cuando  $\alpha < 1$ , tiene una tasa de falla disminuida. El modelo Weibull es muy versátil y, en la práctica, es uno de los más utilizados. Para la distribución de Weibull de dos parámetros, la relación entre la probabilidad acumulada  $P$  y la longitud de la fractura  $a$  viene dada por la ecuación (1), donde  $a_0$  y  $\alpha$  son constantes.

$$P = 1 - e^{-(a/a_0)^\alpha} \quad (1)$$

$$\ln[-\ln(1 - P)] = \alpha[\ln(a) - \ln(a_0)] \quad (2)$$

Para describir y presentar los datos de una manera más comprensible, la Ecuación (1) se somete a una linealización, que se presenta en la Ecuación (2). De esta forma, los datos obtenidos se pueden graficar e interpretar. Las fracturas por fatiga implican aproximadamente el 80% de todas las fallas de materiales (Pang et al., 2008). En los huesos humanos, las fracturas por fatiga ocurren a menudo en los reclutas militares, y el 0,91% de los reclutas masculinos y el 1,09% de las reclutas femeninas sufren fracturas por fatiga.

Entre el 4,7% y el 15,6% de todas las lesiones de los corredores son fracturas por esfuerzo (Currey et al., 2012). Según una investigación reciente (Ramirez et al., 2011), el aprendizaje profundo en redes neuronales puede detectar fracturas en materiales con hasta un 98% de precisión. Del mismo modo, el procesamiento de imágenes se puede utilizar para detectar gradientes, que se analizan para encontrar el mejor valor (Kim et al., 2018). En un estudio reciente (Rezaie et al., 2020), los autores compararon la detección de grietas en muros de hormigón utilizando ambos métodos. Se descubrió que el método de aprendizaje profundo basado en TernausNet era más preciso, con un 81,9% de precisión, mientras que el método de cambio de umbral fue más preciso, con un 80,3% (Wang et al., 2020).

El objetivo principal de este artículo es identificar, establecer y validar metodologías y áreas de investigación hacia procesos de predicción precisos para la prevención de fracturas por fatiga en materiales industriales mediante la creación de microfracturas y la aplicación de ensayos no destructivos. Aunque se han realizado estudios en la literatura sobre el examen de microfracturas en diversos materiales, todavía queda mucho por aprender sobre cómo las microfracturas se originan, se propagan y, en última instancia, inducen la fractura del material en cada situación individual. Como resultado de las cargas de fatiga externa dadas al material en cada ejemplo único bajo investigación y análisis, hemos desarrollado un sistema para estudiar microfracturas que, creemos, puede cuantificarse y compararse con otros materiales, ya sea el iguales o similares, en relación con su creación y crecimiento.

Nuestros estudios se han implementado principalmente en estructuras óseas corticales, aunque es importante determinar que el hueso es un material compuesto, y esta metodología se puede ejecutar en el análisis del desarrollo de microfracturas en diferentes tipos de materiales industriales (Diab et al., 2005). Como los de la industria aeroespacial, metalurgia, materiales compuestos, edificios históricos, monumentos, así como terremotos, entre otros. Con la integración de las constantes de distribución de Weibull de dos parámetros (longitud característica), se pueden aplicar modalidades de predicción en casos de fractura por fatiga basadas en tres variables básicas de fatiga: volumen, número de ciclos para fracturar y tensión aplicada. Por ello, se estudia la implementación de una amplia área de estudio e innovación, que se basará en la realización de ensayos mecánicos mediante la aplicación de esfuerzos de fatiga y la caracterización de propiedades en materiales

mediante ensayos no destructivos. Tiene como objetivo la prevención, comparación y evaluación de fracturas en diferentes tipos de materiales industriales por fatiga.

En este estudio, desarrollamos un modelo computarizado de mesoescala de fracturas por fatiga del tejido óseo, teniendo en cuenta la formación, coalescencia e interacción de microfracturas preexistentes con la microestructura. Utilizando diversos programas informáticos comerciales, se modeló la microestructura del tejido óseo a partir de datos de tomografía computarizada y microscopía electrónica de barrido.

## 1. Metodología

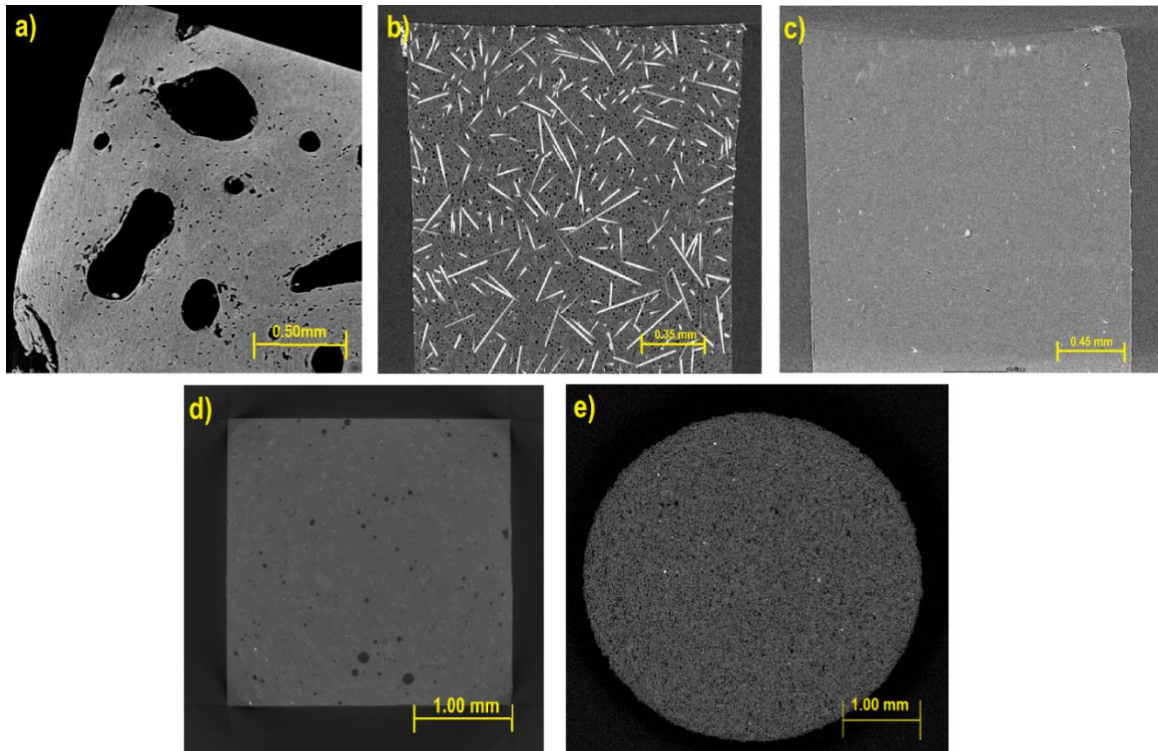
Para el establecimiento de comparaciones en la determinación de constantes Weibull, se elaboraron probetas de dimensiones 2x2x3 mm, a fin de ser establecidas pruebas por compresión bajo fatiga. Serán aplicadas fuerzas de compresión axiales cíclicas a las muestras, bajo una frecuencia de 3 Hz con un esfuerzo aplicado de 80 MPa, con ciclos entre 11 y 91 MPa. Este rango de esfuerzo constante se aplicará hasta la fractura.

Una vez desarrolladas las pruebas por fatiga, se procedió a analizar las probetas por medio de tomografía computarizada por rayos-X, en las instalaciones del Centro de Ingeniería y Desarrollo Industrial (CIDESI), perteneciente al Consejo Nacional de Humanidades, Ciencia y Tecnología (CONAHCYT), México, donde serán identificadas y aisladas microfracturas del resto del volumen reconstruido de probeta, para proceder a calcular las correspondientes constantes Weibull.

Por ende, por medio de dichas pruebas por fatiga y la utilización del estudio de la acumulación de microfracturas, basado en el concepto de longitud característica a través de la distribución Weibull, se permitirá la implementación de nuevas metodologías, así como nuevas áreas de estudio dentro de la mecánica de fractura en materiales, basadas en modelos precisos hacia la prevención del desarrollo de fracturas de materiales industriales por fatiga.

Como primer material, se tiene tejido óseo, sobre el cual ya se han realizado pruebas de fatiga previamente en una investigación pasada. Dicho material dio paso para iniciar esta investigación, al ya contar con imágenes de tomografía computarizada (Figura 1) que permitieron entrenar a la red neuronal, así como ser utilizadas en la etapa de simulaciones. Adicionalmente, para el procesamiento de imágenes, se tienen imágenes de materiales

Ulises Sánchez-Santana et al // Aplicación de análisis de microfracturas para prevención... 87-111  
metálicos, materiales basados en nylon, materiales compuestos de polietileno de ultra alto peso molecular y granito.



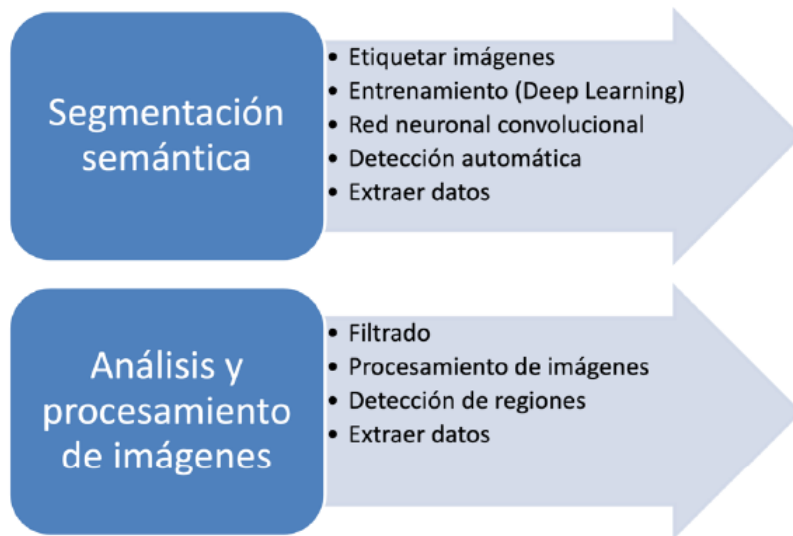
**Figura 1.** Tomografías computarizada de probetas de a) tejido óseo; b) nylon con microesferas huecas al 5%; c) material de Sigma alimentos; d) polietileno de ultra alto peso molecular y b) granito.

Los ensayos de fatiga en las probetas fueron realizados siguiendo las características antes mencionadas en máquinas de fatiga con carga cíclica de uso en laboratorio, tratándose esta carga de una compresión. Cada probeta se fatiga hasta la ruptura total o cerca de ésta, por alrededor de 4,000 ciclos. Una vez la probeta ha sido fatigada, cada una se extrae y se envía al siguiente proceso, obtener imágenes de tomografía computarizada de entre 800 y 1700 cortes.

Las probetas se colocan en un tomógrafo de uso en laboratorio (phoenix v|tome|x m de General Electric), a una distancia de entre 7 y 10 mm, según convenga, para realizar la tomografía y obtener una imagen de cada corte en una resolución de 2014 x 2024 pixeles. Se realizan, aproximadamente, 1,700 cortes en la sección de la probeta y se procesan con

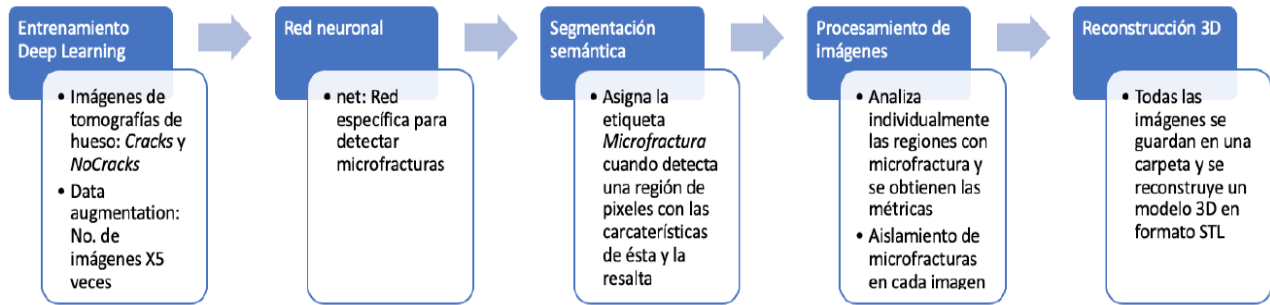
la definición requerida para la correcta identificación de las microfracturas. Para obtener cortes correctos de la probeta se asignó una potencia de 6W al tomógrafo, se utilizó un voltaje de 60 kV y una corriente de 100 $\mu$ A.

Anteriormente, la detección de microfracturas en probetas se hacía individualmente, es decir, una persona analizaba cada una de las imágenes, marcando cuáles y dónde se encontraban microfracturas. En este estudio se utilizan herramientas modernas, como lo son el procesamiento de imágenes y el uso de redes neuronales. La detección de microfracturas se hace de manera conjunta a través de dos caminos, como se muestra en la Figura 2, uno por análisis y procesamiento de imágenes y otro por segmentación semántica. Como software para ambos casos se utilizó Matlab, sus herramientas de *machine learning*, procesamiento de imágenes y se generaron códigos para poder conjuntar todo.



**Figura 2.** Métodos de detección de microfracturas

La ruta que se siguió como metodología para la detección de microfracturas y análisis de éstas se describe en la Figura 3, la cual consiste en 5 etapas principales.



**Figura 3.** Metodología para detección de microfracturas

Se decidió crear una nueva red neuronal, la cual fuera diseñada específicamente para la detección de microfracturas. Dicha red neuronal debería ser capaz de leer, como imagen de entrada, cualquier resolución y llevarla a una resolución de 480x854 ó 960x960 píxeles a 3 canales de color; traducido a Matlab, un vector ejemplo [960 960 3] como *Input Layer* o a un canal de color (escala de grises). Se generó la red neuronal, siguiendo las consideraciones, con 15 capas de procesamiento, además de integrar en sus vectores la técnica *SGDM (Stochastic Gradient Descent with Momentum)*. Los resultados de la red neuronal permiten clasificar, como primera instancia, las imágenes que sí cuentan con microfractura y las que no cuentan con éstas, dividiéndolas en dos clases.

Debido a la reducida base de datos de imágenes de tomografía, tanto con microfracturas como sin ellas, para el entrenamiento de la red neuronal, se utilizó la herramienta de *Data Augmentation* o aumento de datos. Utilizar esta técnica permite incrementar de manera significativa la cantidad de datos de entrenamiento para la red neuronal de forma sintética. Adicional a esto, se hizo uso de la segmentación semántica que requiere de cinco etapas: etiquetar imágenes, entrenamiento (*Deep Learning*), red neuronal convolucional, detección automática y extraer datos.

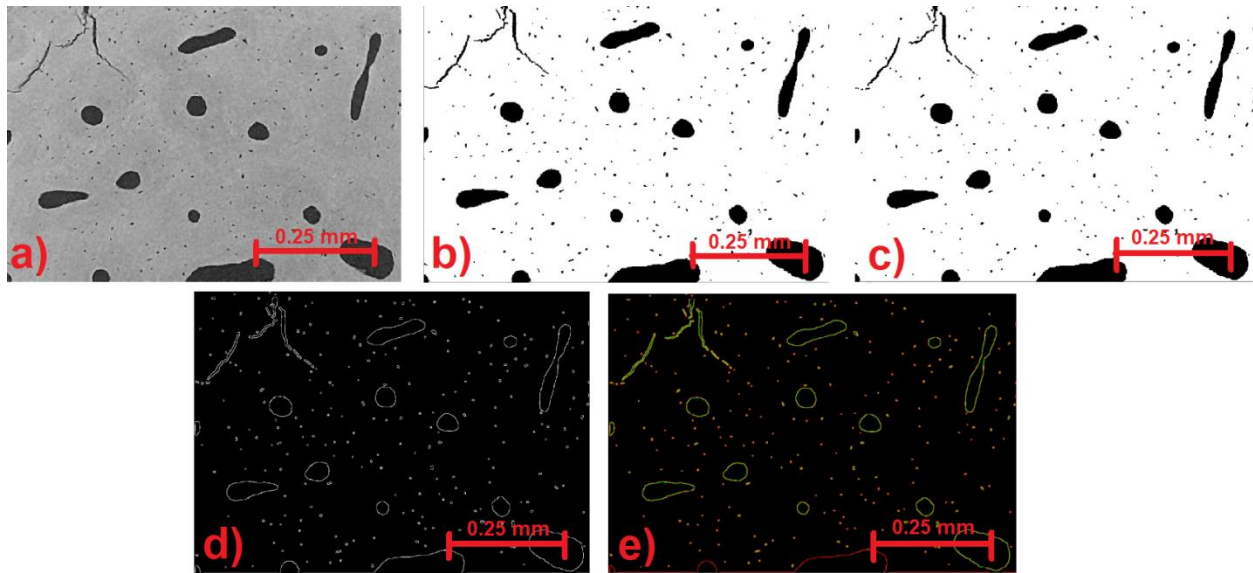


Figura 4. a) Imagen de tomografía computarizada original; b) Imagen binarizada; c) Imagen después de eliminar regiones aisladas y rellenar huecos; d) Imagen después de aplicar un filtro Canny; e) Detección de bordes interiores (verde) y exteriores (rojo).

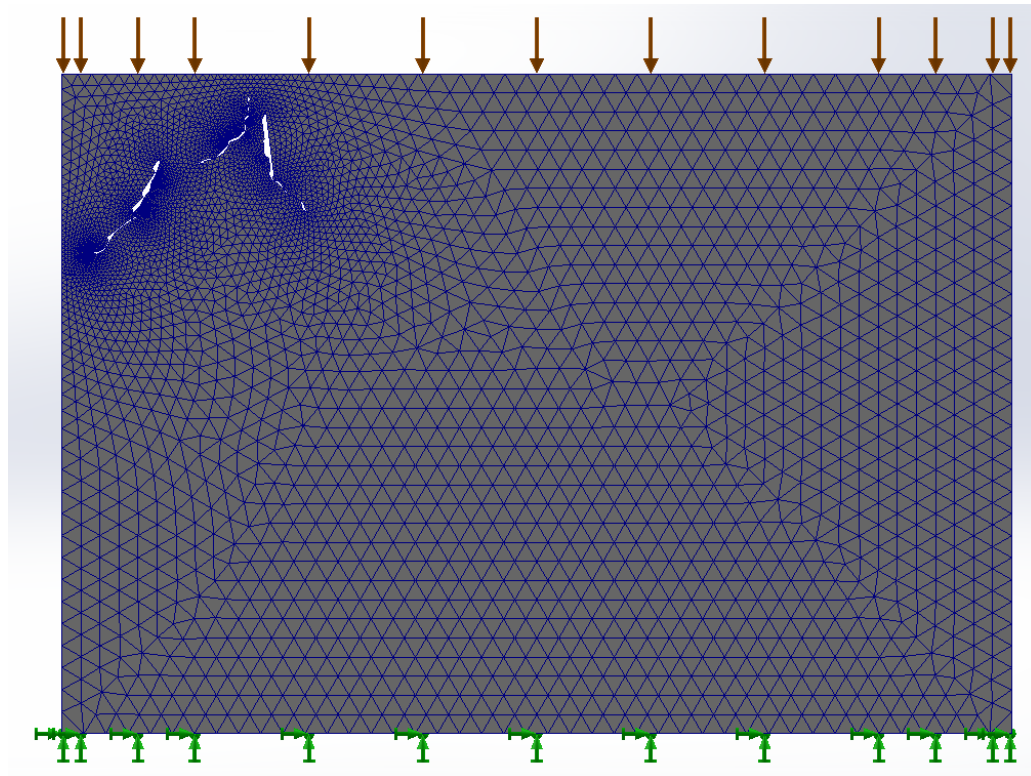
Aunado al análisis de las microfracturas aisladas de las tomografías, se reconstruye el modelo de la probeta tomando como base las imágenes obtenidas con microfracturas aisladas, generando un elemento 3D que presenta únicamente las características buscadas en esta investigación como son: número de microfracturas totales, volumen total de microfracturas, densidad volumétrica de microfracturas y propiedades de la microfractura.

El modelo 3D de la probeta es reconstruido utilizando el software *FIJI (Image J)*, para el cual se toma la carpeta contenedora de las imágenes obtenidas de la identificación automática. Es importante generar el modelo y realizar una serie de comparativas entre modelos automáticos y modelos generados a mano, con el fin de encontrar la precisión del software de identificación automática.

El modelo en mesoescala de microestructura el software *OOOF2* se desarrolló a partir de una imagen de la sección transversal de una microestructura obtenida por tomografía computarizada. La imagen de tomografía fue previamente digitalizada utilizando el software *Image J* para diferenciar las fases presentes en el tejido cortical óseo. La microestructura cortical ósea fue separada en tejido osteonal y laminillas intersticiales. Posteriormente, usando *OOOF2*, las propiedades mecánicas fueron asignadas a las fases previamente diferenciadas. Finalmente, un modelo de elemento finito fue implementado para determinar el efecto de la deformación generada por las diferencias entre las propiedades mecánicas

de cada una de las fases del hueso cortical. Las diferencias en las propiedades mecánicas se basan en los elementos constituyentes del hueso cortical, siendo estos: colágeno con un  $E = 800$  MPa y para la hidroxiapatita con un  $E =$  de 22.1 GPa.

En la Figura 5 se muestra el mallado de la estructura en la imagen digitalizada del tejido óseo. Para el modelo de elemento finito, el movimiento fue restringido en la parte inferior y un esfuerzo de tensión de 100 MPa fue aplicado.



**Figura 5.** Mallado en la estructura del hueso cortical. Se muestran las condiciones de frontera.

Como comparativa, se utilizó el software de uso común *SolidWorks*, el cual está basado en la metodología *ANSYS* para sus cálculos de elementos finitos. Al comparar ambos métodos, se toman en cuenta dos factores principales: el tiempo de procesamiento y el número de nodos.

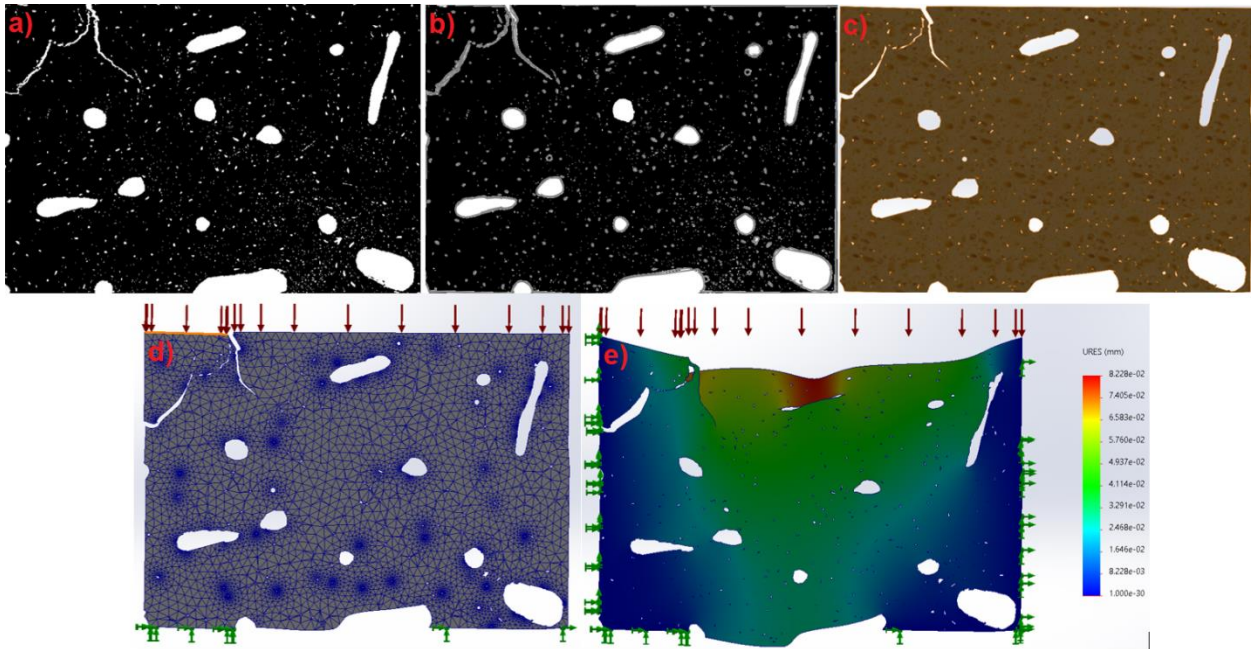
Para el análisis de simulación mecánica con microfractura aislada, se utiliza la imagen resultante del software de detección automática de microfracturas, la cual es una imagen binaria que incluye únicamente las microfracturas y vacío lo restante, Figura 6. Es

importante tomar en cuenta que, al ser una imagen cuadrada y no la forma real de la probeta, el análisis de la microfractura se verá afectado.

## 2. Resultados y discusión

Para el análisis de simulación mecánica con microfractura aislada, se utiliza la imagen resultante del software de detección automática de microfracturas, la cual es una imagen binaria que incluye únicamente las microfracturas y vacío lo restante. La imagen es ingresada al software *SolidWorks* para ser generado el dibujo que simula las microfracturas. Este proceso se realiza automáticamente con la función *Autotrace*. Una vez generada la figura, se agrega el espesor determinado anteriormente de 2.35  $\mu\text{m}$  y el material (Figura 6), el cual es una mezcla de colágeno e hidroxiapatita, de los cuales se describen sus características mecánicas en esta misma sección. Las microfracturas son tomadas como secciones huecas. Se genera el mallado correspondiente con la mayor precisión posible por el software, el cual tiene unas dimensiones máximas de arista de 69  $\mu\text{m}$  y mínima de 1.4  $\mu\text{m}$ , según su equivalencia en pixeles de la imagen. La probeta se analiza con la carga equivalente a la sección correspondiente de 100 MPa, es decir, la carga se divide entre las 1277 secciones, resultando una carga de 0.078 MPa. Una vez ajustadas las variables de puntos fijos y cargas, se procede a ejecutar el análisis para obtener resultados de desplazamientos totales, en cada eje, esfuerzos normales, cortantes y de von Mises.

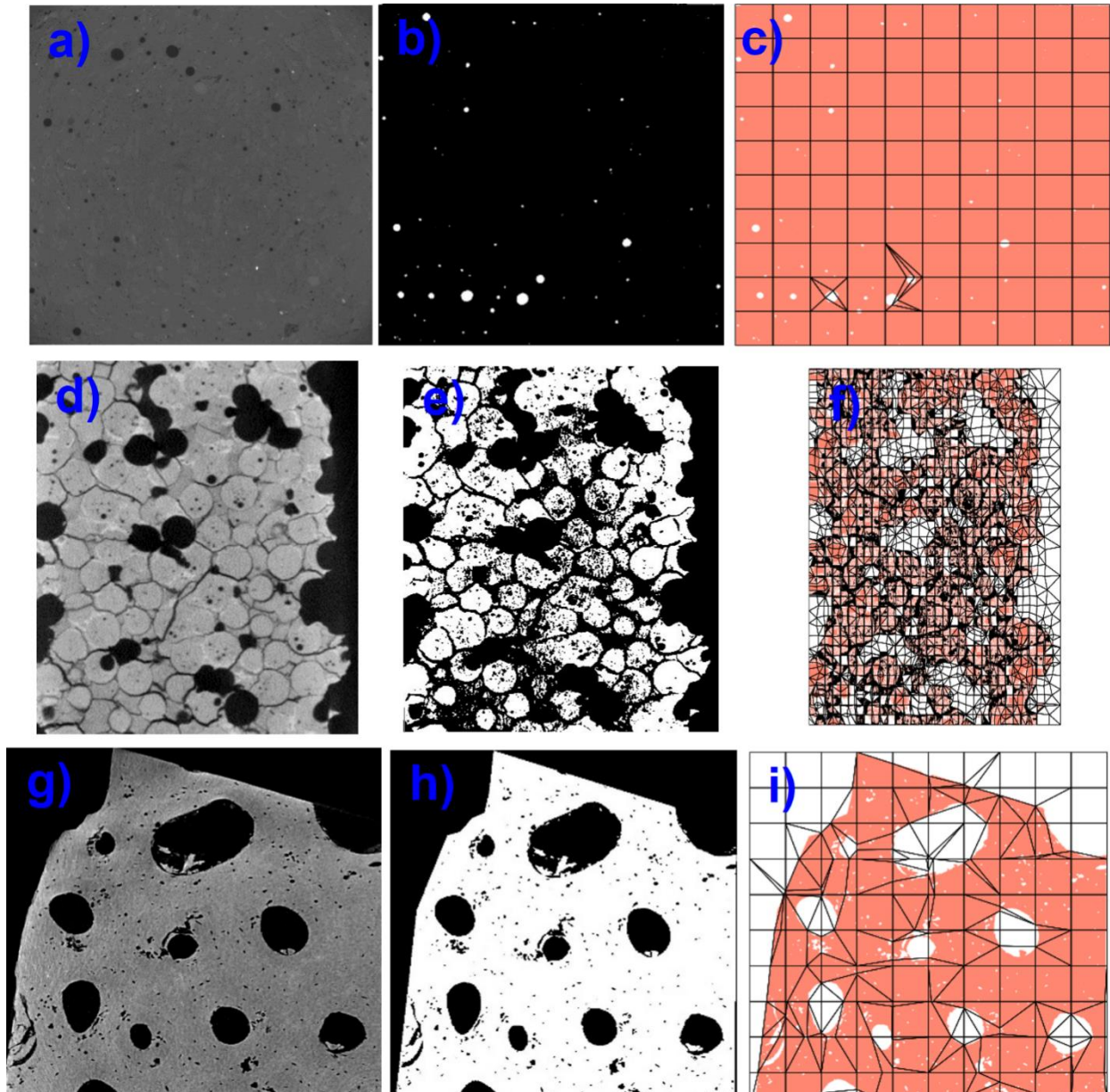
La Figura 7 muestra el proceso de análisis realizado para la microestructura de hueso cortical. La Figura 7(a) representa una imagen de tomografía computarizada de rayos-X de un segmento de hueso. Esta imagen hace posible diferenciar las osteonas de la matriz. La Figura 7(b) muestra la digitalización de la imagen utilizando el software *Image J*. Finalmente, la Figura 7(c) muestra el mallado de las fases, así como la asignación de propiedades (rojo para osteonas y blanco para la matriz).



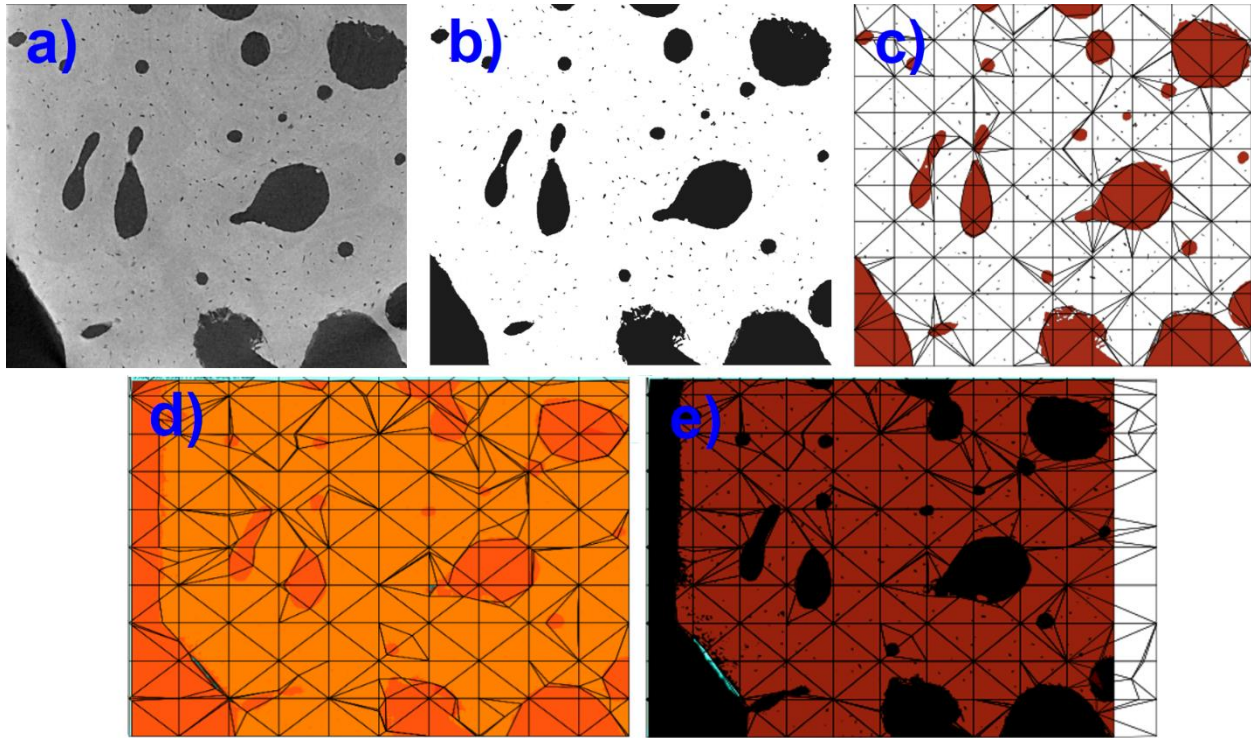
**Figura 6.** a) Imagen original binarizada; b) Dibujo sobre la imagen binarizada; c) Sección de la probeta digitalizada; d) Mallado, cargas y fijaciones para la sección de probeta; e) Estudio ejecutado bajo las condiciones de microfractura en bordes.

La Figura 8 muestra los resultados de la simulación. En la microestructura del hueso cortical, existe una fase rígida (fase de hidroxapatita) y una fase dúctil (fase de colágeno). Esta diferencia en comportamiento mecánico produce una irregularidad en su deformación. Las Figuras 8(a) y 8(b) muestran el campo de deformación de la microestructura compuesta. En este caso, el colágeno es más dúctil que la hidroxapatita; las fracturas se centran en la matriz y detienen su crecimiento cuando alcanzan la osteona.

Las simulaciones de las probetas en *SolidWorks* fueron hechas de dos formas distintas: con la microfractura sin aislar y con la microfractura aislada. Se utilizó esta metodología para tener una comparativa del desarrollo de las microfracturas, no solo entre métodos de elementos finitos, sino entre elementos que afecten sobre el material.

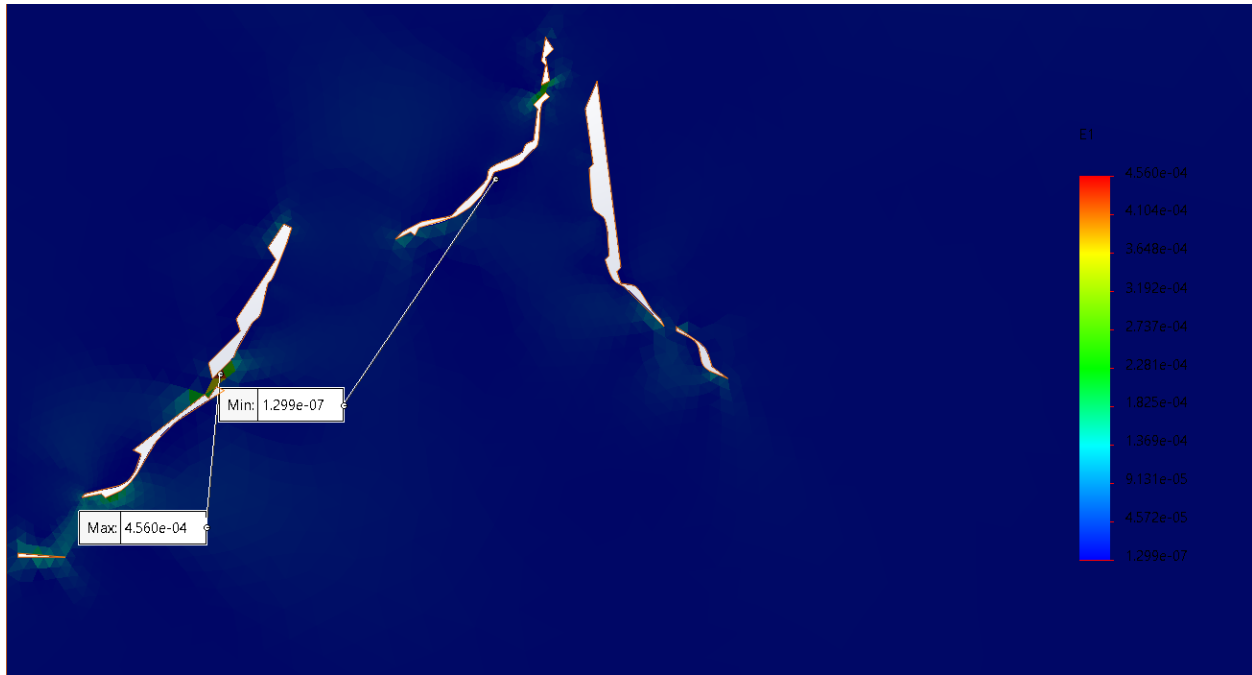


**Figura 7.** a-g) Imágenes originales de la tomografía. b-h) Digitalización de las imágenes para la separación de fases. c-i) Mallado de la microestructura.

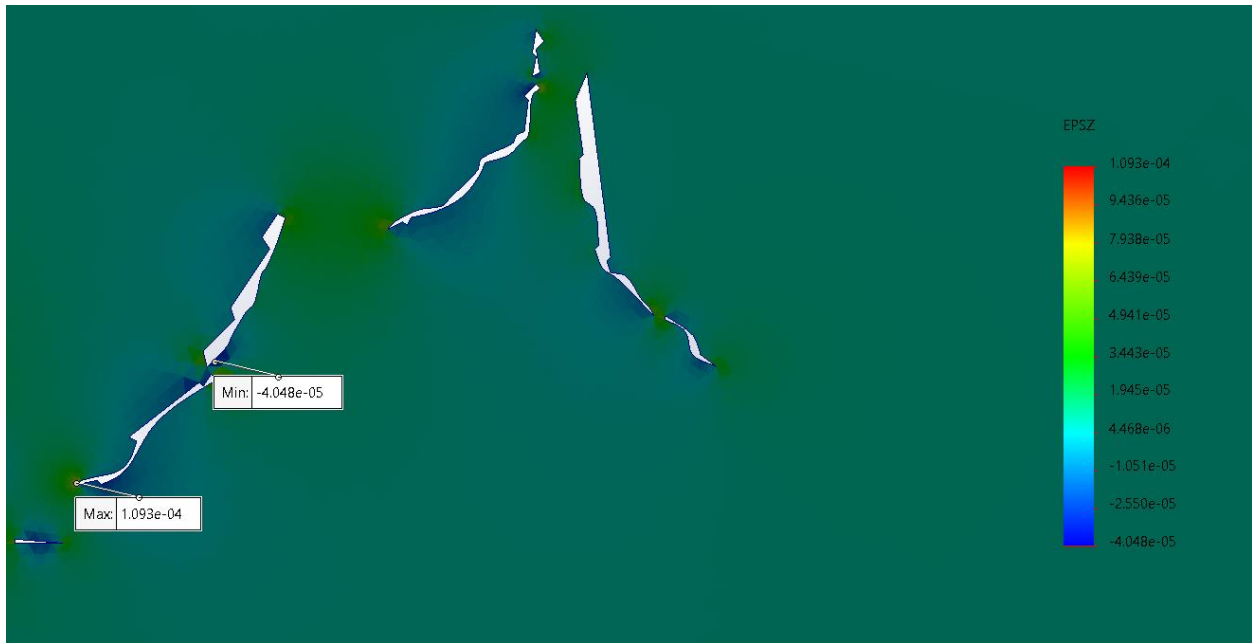


**Figura 8.** Campo de desplazamiento generado en la estructura ósea cortical. (a) Imagen de tomografía computarizada. (b) Digitalización de imágenes para separación de fases. (c) Desplazamiento de la malla. (d) Desplazamiento: -8,04 mm. (e) Desplazamiento: -18,09 mm.

Los resultados de esfuerzos principales en las microfrazas (Figura 9 y 10), arrojaron una tendencia de crecimiento en las zonas donde éstas son más delgadas, así mismo, en las zonas donde convergen dos microfrazas, volviéndose una sola y generando una más grande, la cual lleva a que el material se fracture completamente. Los esfuerzos principales no representan un valor siquiera cercano al esfuerzo máximo soportado por el material, sin embargo, estar sometido a fatiga permite que la energía no pueda ser disipada de forma elástica y genere microfrazas. Valores de esfuerzos de compresión sobre la zona superior de la probeta permitieron simular los análisis físicos de fatiga a los que fueron sometidas.

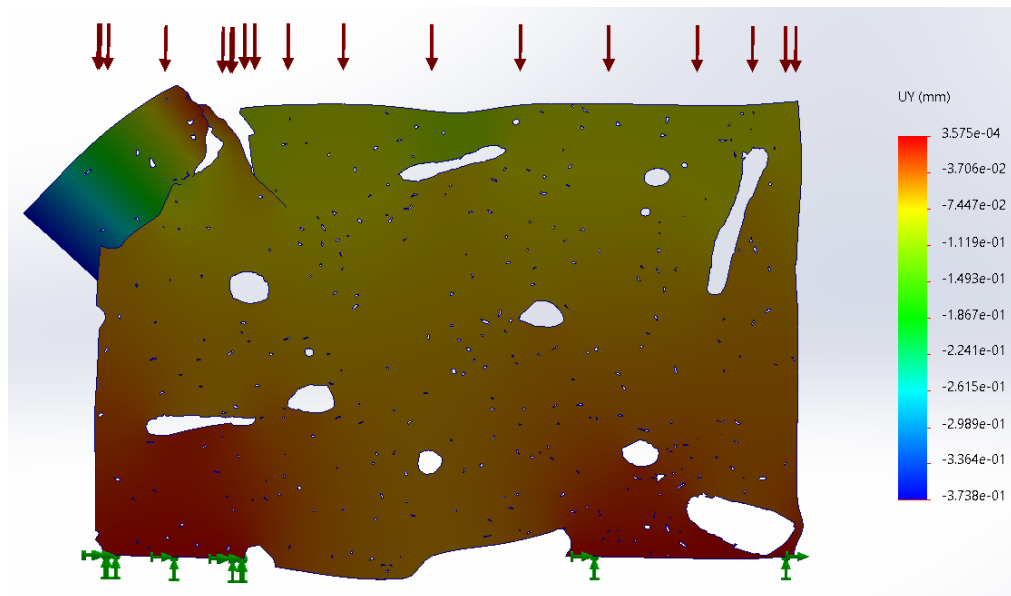


**Figura 9.** Primer esfuerzo principal en la región de interés de la probeta (unidades en MPa).



**Figura 10.** Esfuerzo principal en el eje Z; los valores indican que el material soporta la carga principal, sin embargo, existen zonas entre microfracturas que propician la conjunción de ésta (unidades en MPa).

Al igual que los estudios de simulación con microfracturas aisladas, la generación del modelo digital de la tomografía en su análisis mecánico nos determina la concentración de esfuerzos sobre las microfracturas. En este caso, se realizaron dos tipos de modelos: espesor de la sección transversal de la tomografía (Figura 11) y espesor total de la probeta si esta fuera igual en toda su sección (Figura 4.11). Para la sección transversal de la tomografía, se utilizó el espesor de 2.35  $\mu\text{m}$ . Al ser una probeta con una microfractura en el borde, ésta resultó en una fractura de sección. Además, se encontró que las osteonas de hidroxiapatita absorben los principales esfuerzos en la probeta, desplazándose a través del tejido dúctil de colágeno.



**Figura 11.** Desplazamiento del material en la simulación de sección transversal (unidades en mm).

En primera instancia, se diseñó la red neuronal para leer imágenes de 640x640 píxeles, sin embargo, se obtuvieron resultados de precisión muy bajos (Figura 14). Se decidió reducir la resolución de la imagen para facilitar el entrenamiento. Las diferentes etapas previas en las que la red fue entrenada se describen en la Tabla 1.

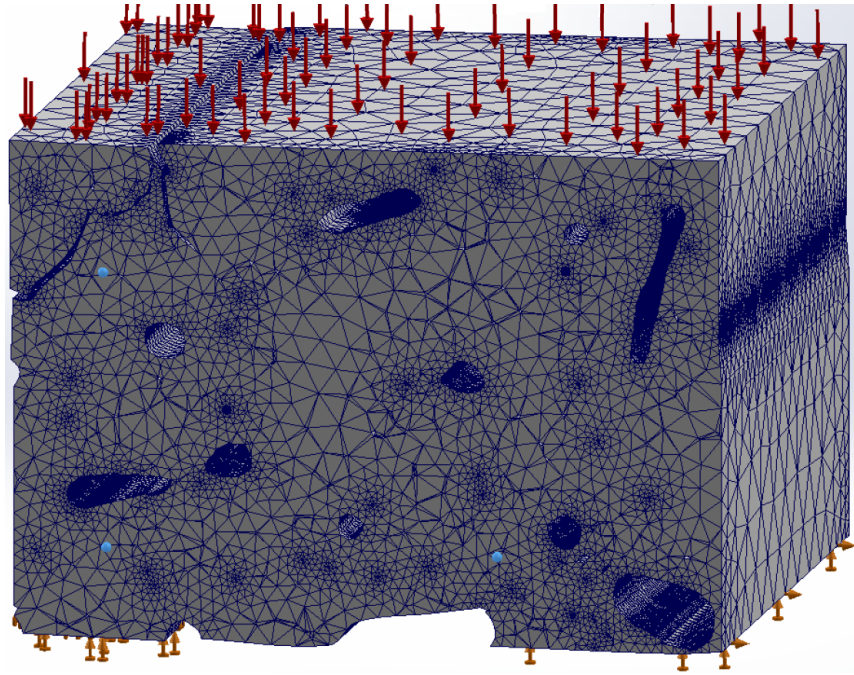


Figura 12. Mallado para la simulación de sección completa

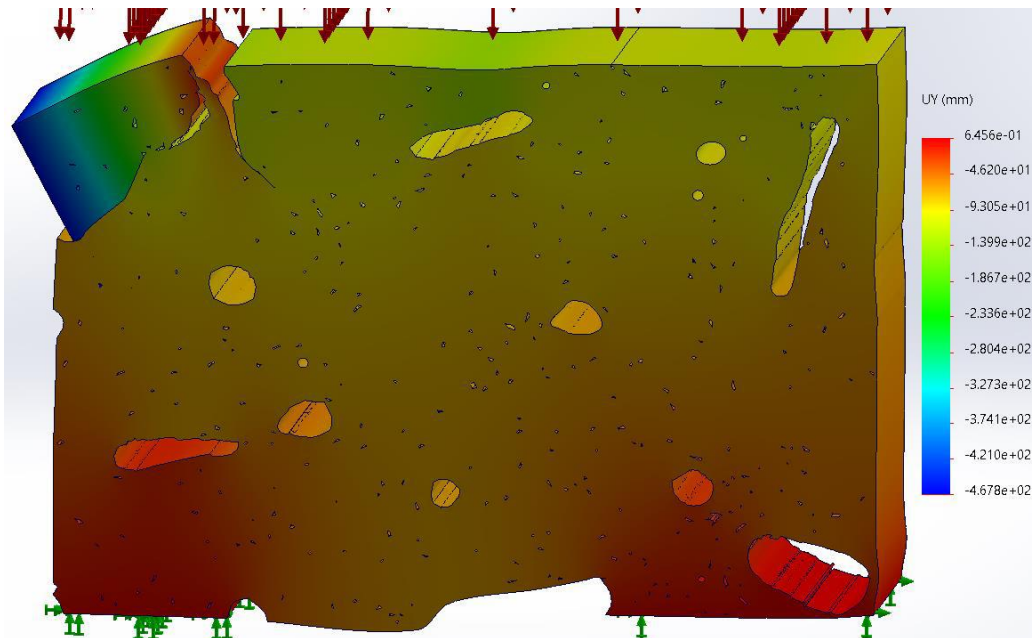


Figura 13. Desplazamiento para la simulación de sección completa (unidades en mm).

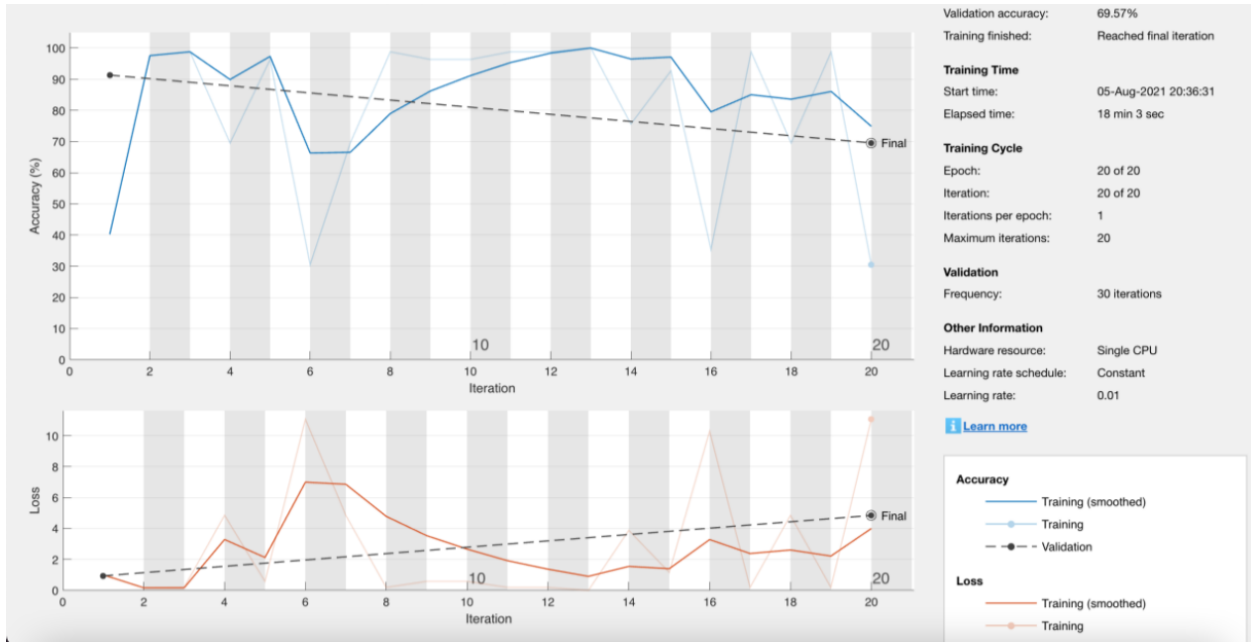


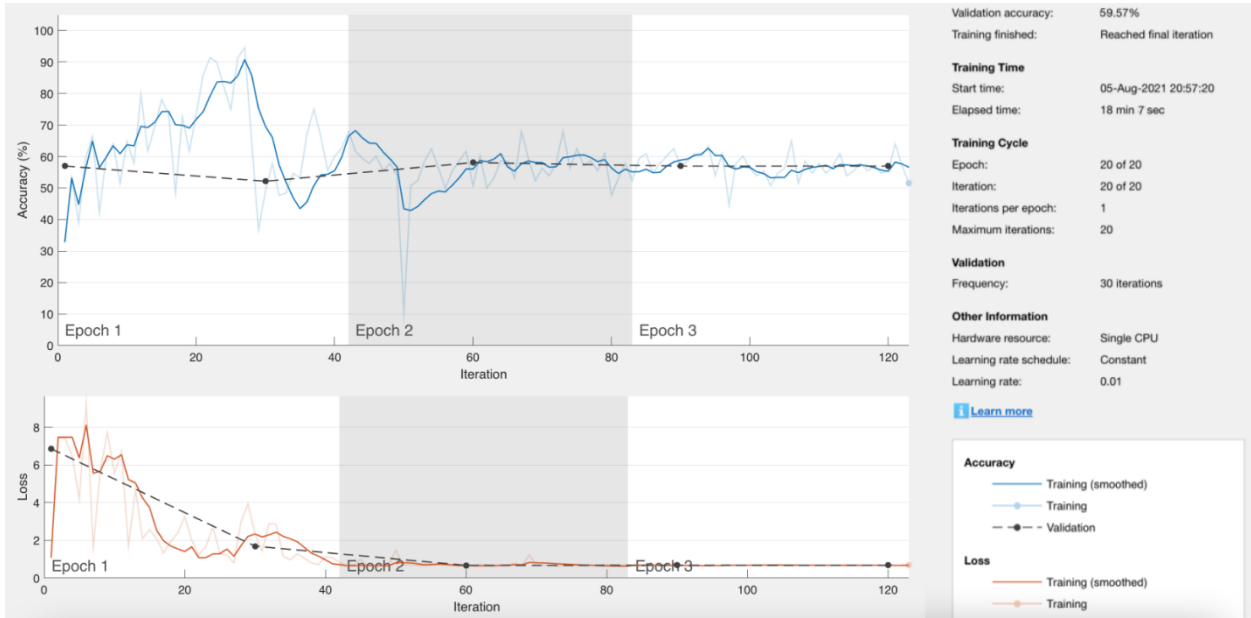
Figura 14. Estadísticas del entrenamiento para *net* con una resolución de 640x640 píxeles.

Tabla 1. Iteraciones previas de la red neuronal net con sus valores resumidos. Datos obtenidos directamente de Matlab a excepción de la precisión aproximada.

Interacción	Imágenes de entrada con microfractura	Imágenes de entrada sin microfractura	Resolución en píxeles	Tiempo de procesamiento	Precisión teórica	Perdida de datos	Precisión aproximada
1	81	36	640x640	18 min 03 seg	69.57%	4%	70%
2	81	36	480x480	08 min 08 seg	95.65%	0%	80%
3	301	290	480x480	48 min 14 seg	49.15%	1%	95%
4	1505	1450	480x480	52 min 49 seg	50.85%	0.5%	90%
5	1505	1450	480x480	46 min 12 seg	86.55%	0%	90%

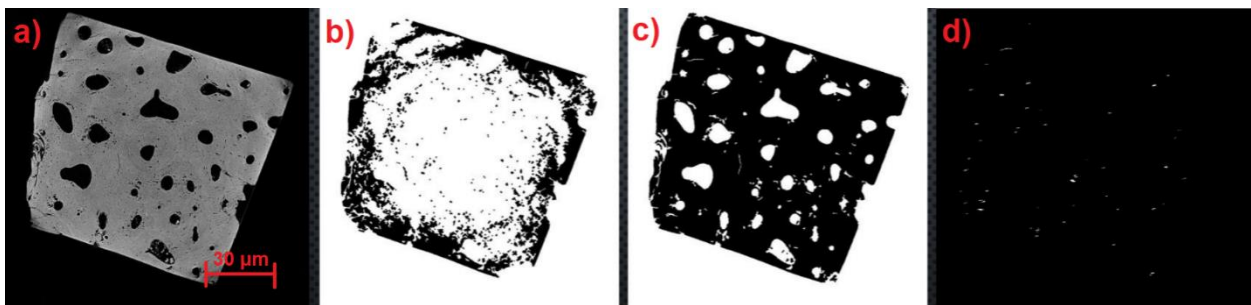
A través del tiempo en que se ha realizado esta investigación, se han realizado modificaciones, actualizaciones y entrenamientos nuevos para la red neuronal. Quedándose con la versión que mejor funcionó para la clasificación de imágenes de microfracturas. El tiempo de procesamiento también se ha ido mejorando según las iteraciones de entrenamiento, a pesar del número mayor de imágenes que se tienen para entrenar la red, siendo 3028 con microfractura y 687 sin microfractura. Como última etapa de entrenamiento, se decidió utilizar la técnica de *data augmentation* únicamente para imágenes sin microfractura y, así igualar la distribución de las clases. Sin embargo, los

resultados obtenidos no fueron satisfactorios (Figura 15) y se decidió utilizar el entrenamiento previo.



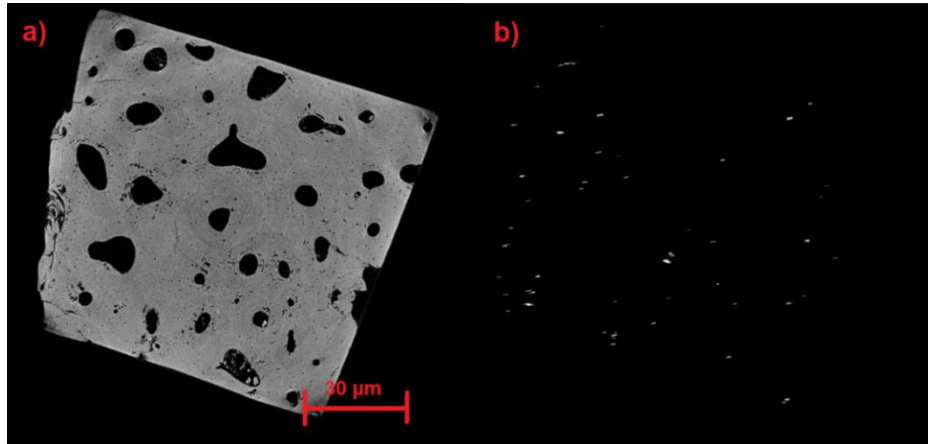
**Figura 15.** Resultados del entrenamiento de la red neuronal con *data augmentation* para imágenes sin microfrazas.

Se generaron varias etapas y varias iteraciones del software de detección para encontrar un resultado correcto para cada tipo de material. Un ejemplo se muestra en la Figura 16, la cual es de un grupo de tomografías que resultó complicar el desarrollo del software.

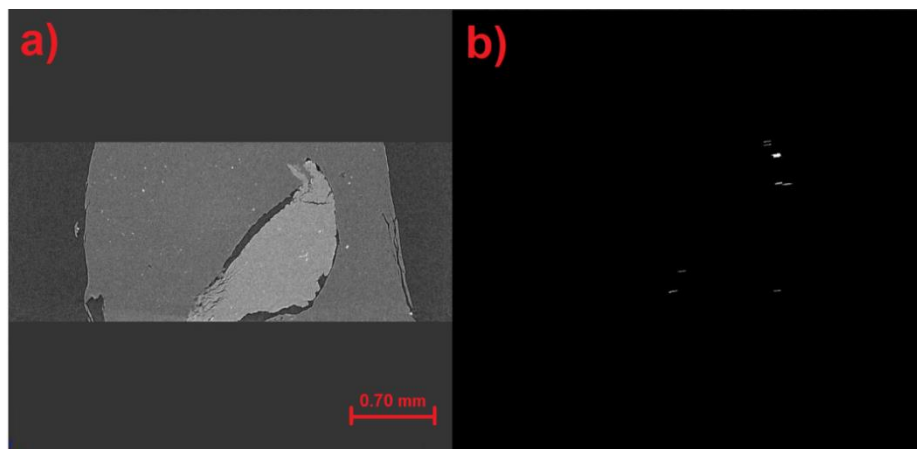


**Figura 16.** Tomografía computarizada y su proceso de identificación de microfrazas hasta llegar a un aislamiento de éstas.

En las Figuras 17, 18 y 19 se muestran resultados del software de identificación en sus etapas previas hasta llegar a resultados muy precisos en su etapa final.

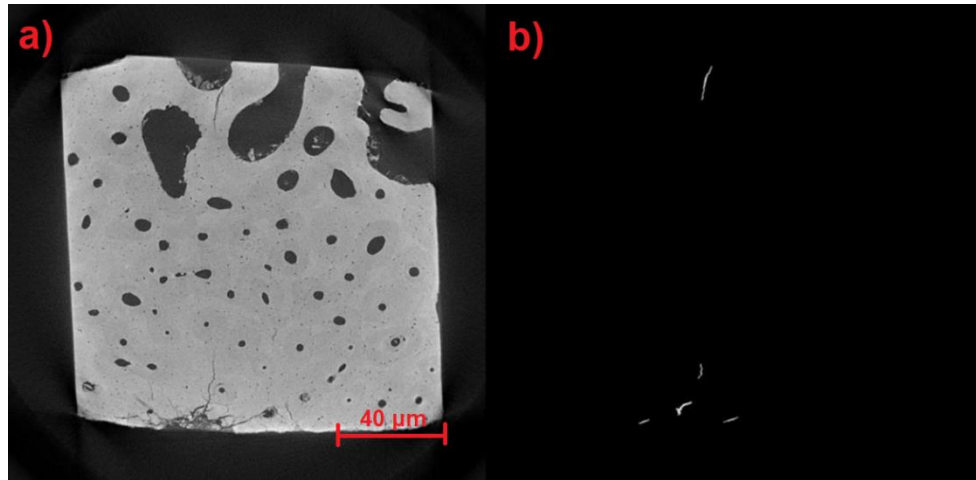


**Figura 17.** Detección en etapa previa de identificación automática. Se muestran elementos no deseados.

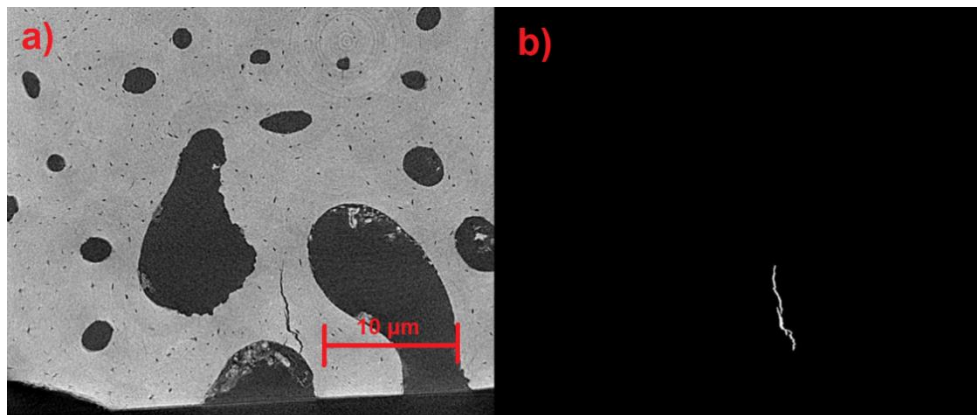


**Figura 18.** Detección en etapa previa de identificación automática. Se muestran elementos que no corresponden a microfracturas.

Se realizaron todas las modificaciones necesarias al modelo de detección automática hasta llegar al modelo actual, en el que se identifican el mayor número de microfracturas con su mayor extensión, no se incluyen elementos no deseados y se tiene una precisión de detección de 5 píxeles hasta el total de dimensiones de la imagen, además de no modificar la morfología de ésta (Figura 20).



**Figura 19.** Detección en etapa previa de identificación automática. Se muestran las microfrazuras de mayor tamaño, sin embargo, las de menor tamaño no son detectadas.



**Figura 20.** Detección en actual de identificación automática. Son detectables todas las microfrazuras mayores a 5 pixeles.

Es importante darle al usuario del software la posibilidad de cambiar parámetros para poder encontrar la microfrazura en la imagen, por lo cual se incluyen como dato de entrada la resolución de la tomografía, el número de imágenes a procesar, el material y las carpetas en donde se leen y guardan las imágenes. Sin embargo, a pesar de contar con un software potente, existen microfrazuras que no pueden ser detectadas debido a su tamaño en pixeles, el cual es independiente a la resolución en  $\mu\text{m}/\text{pixel}$ , esto debido a la característica de circularidad o excentricidad de la figura, la cual es un parámetro calculable hasta cierto punto en procesamiento de imágenes. La mínima extensión para detectar microfrazuras es

de 5 píxeles, lo que se traduce a una extensión en micras de entre  $7\ \mu\text{m}$  y  $20\ \mu\text{m}$ , según la tomografía. Se propone un aumento artificial en la resolución de las imágenes para poder ser detectadas.

El análisis mecánico por elementos finitos se llevó a cabo a través de la comparativa de metodologías ANSYS y ABAQUS, siendo ambas concluyentes en estudios con resultados similares. Por la complejidad del estudio de investigación, se realizaron en dos bloques diferentes los análisis mecánicos de simulación. En primera instancia, se realizó un procesamiento de imágenes manual para el aislamiento de fases y mallado en el software OOF2. Como segunda parte, se trabajó con las imágenes obtenidas del software de identificación de microfracturas, así como las imágenes procesadas manualmente. El objetivo de trabajar con la metodología de ambas secciones fue determinar qué tanta precisión existía en el software de identificación automática y la viabilidad para utilizar las imágenes resultantes de éste para simulaciones mecánicas.

Con base en los avances de la identificación automática de microfracturas, se pretende validar la precisión de la red neuronal para identificar dichas microfracturas en nuevos materiales que se otorguen por parte de las instituciones de investigación y empresas privadas. Se trabaja en la identificación de microfracturas en materiales de uso alimenticio, granito y compuestos con una alta precisión, esto gracias a las tomografías de mayor resolución obtenidas. Igualmente, los materiales mencionados son agregados a la base de datos para retroalimentar a la red neuronal.

Las posteriores pruebas de fatiga, así como sus correspondientes tomografías computarizadas, permitirán seguir trabajando para identificar las microfracturas y, una vez detectadas, realizar simulaciones que permitan comparar el desarrollo de éstas de forma física con los análisis computarizados. Dentro de la etapa de simulaciones, es necesario seguir procesando imágenes con microfracturas para generar análisis de elemento finito, modos de vibración y de cargas en ambos softwares, lo que permitirá tener una perspectiva más amplia del comportamiento de las microfracturas. Es de gran apoyo la conclusión del software de identificación para obtener las imágenes con las que se debe trabajar en simulaciones, así como la generación del modelo 3D para análisis de elementos finitos en volumen total. Siguiendo el objetivo del proyecto y la extensión que se otorgó a éste, se debe desarrollar el modelo matemático que describa las microfracturas y cómo decantan a

una fractura total del material, así como encontrar metodologías de predicción de la extensión de la microfractura.

## Conclusiones

Se actualizó constantemente la secuencia de la metodología, así como sus partes. Como cambio principal, dentro de la identificación de microfracturas, se eliminó la etapa de segmentación para llevar un procesamiento de imágenes basado en operaciones morfológicas, lo cual otorgó un tiempo de procesamiento menor y resultados en la identificación más precisos. El tiempo de procesamiento para el software de identificación automática cumplió con el objetivo general de esta parte, el cual era reducir el tiempo de detección. Se logró identificar y aislar las microfracturas de una serie de más de 1200 imágenes en un tiempo aproximado de 3 minutos, lo cual es infinitamente menor a la identificación, aislamiento y procesamiento de las imágenes de forma manual, la cual puede llevar meses.

Las simulaciones, tanto de ANSYS como de ABAQUS, resultaron en un avance para la comprensión del desarrollo de las microfracturas, al indicar que éstas tienden a juntarse para formar una de mayor longitud. Fue de importancia realizar la comparativa entre ambos métodos de elementos finitos para confirmar los resultados de ambos o determinar si existieran diferencias. Realizando una comparativa entre resultados de ABAQUS y ANSYS, es muy evidente que convergen en un mismo punto: El tejido de hidroxiapatita otorga la rigidez al material para soportar las cargas, desplazándose a través del tejido de colágeno, el cual otorga un material de campo que disipa los esfuerzos.

Es de suma importancia generar diversas simulaciones con diferentes tipos de microfracturas para determinar un comportamiento general de éstas, lo cual ayudaría a generar el modelo matemático generalizado para los materiales. Debido a la extensión del proyecto de investigación y los inconvenientes generados en la instrumentación necesaria para los análisis de fatiga y tomografía computarizada, el objetivo de generar una metodología general para la predicción de fracturas no se ha cumplido en toda su extensión, sin embargo, los avances en las secciones descritas en este documento son concluyentes y otorgan el material necesario para consumir los objetivos generales.

En la etapa siguiente de la investigación, se pretende presentar resultados que lleven a implementar el modelo matemático que describa el comportamiento de las microfracturas y genere un campo de estudio predictivo para fracturas en materiales industriales, así como en orgánicos.

## Referencias

- Buccino, F.; Aiazzi, I.; Casto, A.; Liu, B.; Sbarra, M.; Ziarelli, G.; Banfi, G.; Vergani, L. (2023). The synergy of synchrotron imaging and convolutional neural networks towards the detection of human micro-scale bone architecture and damage. *J. Mech. Behav. Biomed. Mater.* 2023, 137, 105576. <https://doi.org/10.1016/j.jmbbm.2022.105576>.
- Caron, R.; Londono, I.; Seoud, L.; Villemure, I. (2023). Segmentation of trabecular bone microdamage in Xray microCT images using a two-step deep learning method. *J. Mech. Behav. Biomed. Mater.* 2023, 137, 105540. <https://doi.org/10.1016/j.jmbbm.2022.105540>.
- Ce, X.; Jean-Yves, B. (2021). Neural network segmentation methods for fatigue crack images obtained with X-ray tomography. *Eng. Fract. Mech.* 2021, 252, 107823. <https://doi.org/10.1016/j.engfracmech.2021.107823>.
- Currey J.(2012). The structure and mechanics of bone. *J. Mater. Sci.* 2012, 47, 41–54. <https://doi.org/10.1007/s10853-011-5914-9>
- Diab, T.; Vashishth, D. (2005). Effects of damage morphology on cortical bone fragility. *Bone* 2005, 37, 96–102. <https://doi.org/10.1016/j.bone.2005.03.014>.
- Domen, T.; Matic, Š.; Danijel, S. (2023). Automated detection and segmentation of cracks in concrete surfaces using joined segmentation and classification deep neural network. *Constr. Build. Mater.* 2023, 408, 133582. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2023.133582>
- Guten, G.; Shorter, F. (1997). *Running Injuries*; W.B. Saunders Company: Philadelphia, PA, USA, 1997.
- Kim, J.; Nam, J.; Jang, I. (2018). Computational study of estimating 3D trabecular bone microstructure for the volume of interest from CT scan data. *Int. J. Numer. Methods Biomed. Eng.* 2018, 34, e2950. <https://doi.org/10.1002/cnm.2950>
- Lewandowski, J.; Rozumek, D. (2018). Numerical analysis of stress intensity factor in specimens with different fillet geometry subjected to bending. *Acta Mech. Autom.* 2018, 12, 38–43. <https://doi.org/10.2478/ama-2018-0006>.
- Pang, H.; Reed, P. (2008). Effects of microstructure on room temperature fatigue crack initiation and short crack propagation in Udimet 720Li Ni base superalloy. *Int. J. Fatigue* 2008, 30, 2009–2020. <https://doi.org/10.1016/j.ijfatigue.2008.01.001>.

Presbitero, G.; Gutiérrez, D.; Taylor, D. (2017). Osteoporosis and Fatigue fracture prevention by analysis of bone microdamage. In *TMS 2017 146th Annual Meeting & Exhibition Supplemental Proceedings*; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2017. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-51493-2\\_30](https://doi.org/10.1007/978-3-319-51493-2_30).

Ramirez, J.; Chacon, M. (2011). Redes neuronales artificiales para el procesamiento de imágenes, una revisión de la última década. *Rev. Ing. Eléctrica Electrónica Comput.* 2011, 9, 7–16.

Rezaie, A.; Achanta, R.; Godio, M.; Beyer, K. (2020). Comparison of crack segmentation using digital image correlation measurements and deep learning. *Constr. Build. Mater.* 2020, 261, 120474. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2020.120474>.

Shanglian, Z.; Wei, S. (2021). Crack segmentation through deep convolutional neural networks and heterogeneous image fusion. *Autom. Constr.* 2021, 125, 103605. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2021.103605>.

Wang, M.; Li, S.; Scheidt, A.; Qwamizadeh, M.; Busse, B.; Silberschmidt, V. (2020). Numerical study of crack initiation and growth in human cortical bone: effect of micro-morphology. *Eng. Fract. Mech.* 2020, 232, 107051. <https://doi.org/10.1016/j.engfracmech.2020.107051>.

## Conflicto de interés

Los autores de este manuscrito declaran no tener ningún conflicto de interés.

## Copyright

La *Revista Latinoamericana de Difusión Científica* declara que reconoce los derechos de los autores de los trabajos originales que en ella se publican; dichos trabajos son propiedad intelectual de sus autores. Los autores preservan sus derechos de autoría y comparten sin propósitos comerciales, según la licencia adoptada por la revista.

## Licencia Creative Commons

Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-Compartir Igual 4.0 Internacional

