



EDUCACIÓN
SECRETARÍA DE EDUCACIÓN PÚBLICA



CONACYT
Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología



TECNM
TECNOLÓGICO NACIONAL DE
MÉXICO



TECNOLÓGICO NACIONAL DE MÉXICO

INSTITUTO TECNOLÓGICO DE OAXACA

DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN

**MAESTRÍA EN CIENCIAS EN DESARROLLO REGIONAL Y
TECNOLÓGICO**

TESIS

**"Redes neuronales para identificación de tipos de
fracturas"**

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE

Maestra en Ciencias en Desarrollo Regional y Tecnológico

PRESENTA

Mariela López Jarquín

DIRIGIDA POR

**Dr. Andrei Jesús Martínez Mendoza
Dr. Gerardo Esteban Altamirano Gómez**

ASESORES

**Dr. Magdaleno Caballero Caballero
Dr. Fernando Chiñas Castillo
Mtro. Mauricio Pedro Villanueva Castillo**

Oaxaca de Juárez, Oaxaca, diciembre de 2022.

Oaxaca de Juárez, Oax., 11/noviembre/2022

Oficio No. DEPI/746/2022

Asunto: Autorización de impresión de tesis.

ING. HUITZILÍ DÍAZ JAIMES
JEFA DEL DEPARTAMENTO DE SERVICIOS ESCOLARES.
P R E S E N T E.

Por este medio comunico a usted, que de acuerdo con las disposiciones establecidas en los Lineamientos para la operación de estudios de Posgrado en el Tecnológico Nacional de México, dependiente de la Secretaría de Educación Pública, la estudiante **Mariela López Jarquín** con número de control M20161911, ha cumplido con todas las recomendaciones que el Comité Revisor hizo respecto a su tesis cuyo título es: "REDES NEURONALES PARA IDENTIFICACIÓN DE TIPOS DE FRACTURAS", para obtener el Grado de Maestra en Ciencias en Desarrollo Regional y Tecnológico.

Por lo anterior, la División a mi cargo le concede la autorización para que proceda el trámite correspondiente y la impresión de la misma.

ATENTAMENTE
Excelencia en Educación Tecnológica®
"Tecnología Propia e Independencia Económica"



DR. MARCO ANTONIO SÁNCHEZ MEDINA
JEFE DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN.

MASM/FPA/*cmh





Oaxaca de Juárez, Oax., 11/noviembre/2022

Oficio No. DEPI/757/2022

ASUNTO: Autorización de impresión de tesis.

C. MARIELA LÓPEZ JARQUÍN
ESTUDIANTE DEL PROGRAMA DE MAestrÍA EN CIENCIAS
EN DESARROLLO REGIONAL Y TECNOLÓGICO
P R E S E N T E.

De acuerdo con las disposiciones para la Operación de Estudios de Posgrado e Investigación del Tecnológico Nacional de México, dependiente de la Secretaría de Educación Pública y habiendo cumplido con todas las indicaciones que la Comisión Revisora le hizo con respecto a su Tesis para obtener el Grado de Maestra en Ciencias en Desarrollo Regional y Tecnológico, cuyo título es: "REDES NEURONALES PARA IDENTIFICACIÓN DE TIPOS DE FRACTURAS", los abajo firmantes, integrantes de la Comisión Revisora le concedemos la autorización para que proceda a la Impresión de la misma.

ATENTAMENTE

Excelencia en Educación Tecnológica
"Tecnología Propia e Independencia Económica"


DR. ANDREI JESÚS MARTÍNEZ MENDOZA
DIRECTOR

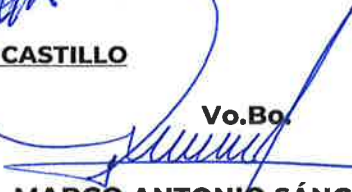

DR. GERARDO ESTEBAN ALTAMIRANO GÓMEZ
CO-DIRECTOR


DR. MAGDALENO CABALLERO CABALLERO
ASESOR


MTRO. MAURICIO PEDRO VILLANUEVA
CASTILLO
ASESOR


DR. FERNANDO CHIÑAS CASTILLO
ASESOR

Vo.Bo.


DR. MARCO ANTONIO SÁNCHEZ MEDINA
JEFE DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE
POSGRADO E INVESTIGACIÓN



INSTITUTO TECNOLÓGICO DE OAXACA

DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO
E INVESTIGACIÓN

MASM/FFA*cmh





CARTA DE CESIÓN DE DERECHOS.

En la Ciudad de Oaxaca de Juárez, el día 30 del mes de Noviembre del año 2022, el(la) que suscribe Mariela López Jarquín estudiante del programa de Maestría en Ciencias en Desarrollo Regional y Tecnológico, con número de control M 20161911, manifiesta que es autor(a) intelectual del presente trabajo de Tesis, que se desarrolló bajo la dirección de Andrei Jesús Martínez Mendoza y cede los derechos del trabajo titulado: Redes neuronales para identificación de tipos de fracturas

al TecNM/Instituto Tecnológico de Oaxaca para su difusión, con fines académicos y de investigación.

Los usuarios de la información del presente trabajo no deben reproducir el contenido textual, gráficas o datos del trabajo sin el permiso expreso del autor y/o director del trabajo. Este puede ser obtenido solicitándolo a la siguiente dirección: Marylop824@gmail.com

Si el permiso se otorga, el usuario deberá dar el agradecimiento correspondiente y citar la fuente del mismo.

Atentamente

Mariela López Jarquín

Nombre y firma

Dedicatoria y agradecimientos

A dios:

Primero que nada gracias por todas las cosas bellas que me has dado, tu amor y bondad no tiene fin, ya que cuando decido rendirme es tu fuerza la que hace que me levante para seguir y lograr grandes cosas que tienes para mí y así hacerme crecer de diversas maneras. Este trabajo de tesis ha sido una gran bendición en todo sentido y te lo agradezco, por lo cual no me canso de darte las gracias de saber guiarme en el camino para lograr esta meta y te doy gracias por las personas que pones en mi camino para que me puedan guiar y aportar su enseñanza, cariño, pero sobretodo su comprensión al explicarme cosas nuevas.

A mis padres:

Mami, Rafaela Jarquín L., gracias por tus consejos y cuidados que me das por todo el esfuerzo que has hecho para sacarnos adelante, en fin por todo tu apoyo, también te agradezco por hacerme una persona de bien y salir adelante a pesar de los obstáculos que se nos presentan, este logro es por ti por no dejar que me rinda, sin tu apoyo no lo hubiera podido lograr y llegar a donde estoy. Papá, Eligió L.Z., este es un logro que quiero compartir contigo y que sepas que eres un persona especial a pesar de todo.

Abuelo:

Muchas gracias abuelo Enrique Jarquín Franco por ser ese apoyo incondicional en nuestra vida, por tus consejos y enseñarnos a no rendirnos, como extraño esas historias que contabas, que hasta de memoria me las aprendí, pero como las

contabas con alegría, las volvía a escuchar una y mil veces. Gracias también por, tus enseñanzas y anécdotas que me contabas, a pesar de tu duro carácter nos querías mucho, no sabes la falta que me haces nunca imagine que te irías luego de nuestra vida había tantas cosas que quería darte, para que estuvieras orgullosa de mi y de todo lo que habías logrado con tu amor y apoyo, te necesito tanto ya nada es igual sin tu presencia, todo cambio nunca pensé, sentirme tan sola sin tus cuidados, tu protección, muchísimas gracias por todo lo que me apoyaste cuando más lo necesite y sé que gracias a ti pude terminar mi ingeniería, porque cuando nadie me apoyaba, solo tu dijiste no te rindas, “tu puedes lograrlo”, sabes que fuiste el padre que siempre soñé y necesite. Me harás falta por siempre, te amo abuelo y sobre todo te extraño, un saludo hasta el cielo.

Dr. Andrei Jesús Martínez Mendoza

Agradezco mucho al Doctor Andrei por su apoyo en esta etapa de mi vida durante la maestría por sus conocimientos y sabiduría, para saber guiarme y lograr este objetivo ya que su ayuda fue parte fundamenta, con sus revisiones a mi proyecto de tesis para la obtención del grado, pero sobre todo gracias por su paciencia y tiempo dedicado.

Dr. Gerardo Esteban Altamirano Gómez

Gracias por su apoyo, quien se ha tomado el arduo trabajo de transmitirme sus diversos conocimientos, especialmente de los temas que corresponde a la programación, y quien me ha ofrecido, sabios conocimientos para lograr esta meta y así poder titularme, gracias por sus consejos para lograr este objetivo y su apoyo en esta etapa, pero sobre todo el tiempo, muchas gracias.

Dr. Fernando Chiñas Castillo

Agradezco por formar parte de este proyecto y ayudarme con sus revisiones para un mejor trabajo y así poder terminar la tesis, también por su apoyo y consejos, pero sobre todo gracias por apoyar este proyecto.

Dr. Magdaleno Caballero Caballero

Agradezco por su apoyo en la revisión de la tesis para entregar un buen trabajo y así culminar la tesis, también gracias por su tiempo, sobre todo sus consejos, se ve que es un gran ser humano.

Mc. Mauricio Pedro Villanueva Castillo

Agradezco por sus consejos y apoyo en la revisión de la tesis para entregar un buen trabajo y así cumplir con esta etapa del proyecto, también su paciencia para aclaración de dudas y entender cosas nuevas que no sabía de la mecánica, gracias.

Resumen

Un problema relevante en sistemas mecánicos es la identificación y caracterización de diferentes tipos de fracturas. Los enfoques clásicos se basan en el uso de dispositivos mecánicos o electrónicos complejos, los cuales son instalados en laboratorios especializados. Dos de los tipos de fractura más comunes son: frágil y dúctil, y su detección puede ayudar a prevenir fallas en maquinaria, así como otros accidentes. Las contribuciones de esta tesis son: una base de imágenes de materiales mecánicos que presentan fractura frágil y dúctil, y un nuevo sistema basado en inteligencia artificial para clasificar imágenes de este dataset. Nuestro sistema es una red perceptrón multicapa que posee una exactitud de clasificación del 95%.

Abstract

A relevant problem in mechanical systems is the identification and characterization of different types of fractures. Classic approaches rely on the use of complex mechanical or electronic devices, which are setup on specialized labs. Two of the most common types of fractures are: brittle and ductile, and their detection can prevent machine failure, and other accidents. The contributions of this thesis are: a database of images of metallic materials exhibiting brittle or ductile fractures, and a novel artificial intelligence system to classify the images in this dataset. Our system is a multilayer perceptron network, which achieves 95% of classification accuracy.

Índice general

1. Introducción	1
1.1. Planteamiento del problema	2
1.2. Justificación	2
1.3. Objetivos	2
1.3.1. General	2
1.3.2. Específicos	3
1.4. Hipótesis	3
1.5. Antecedentes	3
1.6. Metodología	7
2. Marco teórico	9
2.1. Mecánica de fractura	9
2.1.1. Concepto de fractura	9
2.1.2. Fractura frágil	10
2.1.3. Fractura dúctil	10
2.2. Redes neuronales artificiales	10
2.2.1. Modelo básico	11
2.2.2. Entrenamiento	11
Backpropagation(Propagación hacia atrás)	12
2.2.3. Algunos modelos utilizados en clasificación de imágenes	13
Lenet	13
Alexnet	13
Googlenet	14
VGG	16
2.2.4. TensorFlow	16
3. Implementación	17
3.1. Creación de dataset de imágenes	17
3.1.1. Búsqueda bibliográfica de imágenes	17
3.2. Modelo de red	21

3.3. Implementación	25
3.4. Resultados experimentales.	31
4. Conclusiones y trabajo a futuro.	37
Bibliografía	39

Índice de figuras

2.1. Los 3 modos de fracturas	9
2.2. Ejemplo de red neuronal artificial	11
2.3. Ejemplo de la red LeNet.	14
2.4. Ejemplo de la red Alexnet.	14
2.5. Ejemplo de la red Googlet.	15
2.6. Ejemplo de la red VGG.	16
3.1. Imágenes 1 a 36 del dataset.	18
3.2. Imágenes 37 a 78 del dataset.	19
3.3. Imágenes 79 a 130 del dataset.	20
3.4. Explicación de Flatten.	21
3.5. Explicación de la capa Dense.	22
3.6. Función de activación.	22
3.7. Muestra el total de parámetros.	23
3.8. Muestra el total de parámetros.	24
3.9. Cambio de la exactitud con el entrenamiento.	31

Capítulo 1

Introducción

La fractura es un problema que ha existido desde el momento en el que el hombre decide construir estructuras o cimientos, también se presentan la fractura en diferentes materiales como puede ser el acero o metal, ahora se hablara de la mecánica de fractura, estudia la deformación de sólidos y la propagación de grietas o defectos en materiales, esto se desarrolla por la tensión ejercida, todo material o estructura contiene defectos, algunos de estos defectos podrían ser detectables. La fractura se debe a la propagación inestable de una grieta a partir de un defecto preexistente. Por lo tanto, la metodología de la mecánica de fractura, introduce en el diseño estructural mediante un parámetro adicional del material, la resistencia a la fractura. Este parámetro se utiliza para clasificar la capacidad del material para resistir la fractura dentro del estudio de la mecánica de fractura, de la misma manera que el rendimiento o la resistencia última clasifica la resistencia de un material para ceder o fracturarse en los criterios de diseño convencionales. Los materiales que fallan de manera dúctil se someten a deformación antes de finalmente fracturarse. En este punto debemos dejar claro que un material puede comportarse de manera dúctil o quebradiza, dependiendo de la temperatura, tasa de carga y otras variables. Aunque el inicio del rendimiento se debe a factores como la temperatura, el tiempo y los efectos del tamaño, existen circunstancias en las que el rendimiento está determinado principalmente por el estado de estrés en sí. Por otro lado en la fractura frágil, se han producido muchas fallas estructurales catastróficas que implican la pérdida de vidas, algunas fallas se presentan en puentes, armas, barcos (Gdoutos, 2020).

La organización del documento es la siguiente: En el Capítulo 1, se muestran los siguientes temas: planteamiento del problema, lo que se pretende solucionar, la justificación, el porqué es bueno desarrollar este proyecto, los objetivos y los antecedentes. En el Capítulo 2, se presentan los aspectos generales de mecánica de fractura, se introducen los conceptos de redes neuronales y su implementación en el ámbito laboral. En el Capítulo 3, se trata de la creación de base de datos, también se presenta el modelo de la red y por ultimo acerca de los resultados obtenido con el desarrollo de este proyecto

y finalmente el Capítulo 4, consiste en las conclusiones y trabajo a futuro que se pueden desarrollar con base a este proyecto.

1.1. Planteamiento del problema

Este proyecto surge para dar solución a la problemática que se encontró con la revisión bibliográfica realizada, se concluyó que el tema acerca de las fracturas frágil y dúctil son las que más se presentan en la industria y otras áreas por lo cual es un tema de interés, afecta tanto en las piezas como en máquinas por ello tiene que reemplazar esas piezas y arreglar las máquinas para prevenir accidentes.

Una fractura dúctil presenta una apreciable deformación plástica durante la propagación de las grietas, en cambio las fracturas frágiles, no presentan deformación plástica y se caracteriza por la rápida propagación de la grieta.

El presente proyecto implementa un programa de inteligencia artificial, programado en Python, para identificar el tipo de fractura que se presenta en la imagen, ya sea fractura dúctil o frágil.

1.2. Justificación

Los métodos clásicos que existen están enfocados en identificar fracturas y la resistencia de los materiales utilizando equipo físico de laboratorio, como micrómetros. Dado que el equipo es costoso, sofisticado y de gran tamaño, se desea realizar la identificación de fracturas utilizando redes neuronales artificiales; las cuales realizan la identificación por medio de una imagen digital. Una de las ventajas de este proyecto es la rápida identificación de fractura y así evitar accidentes como pérdidas humanas o de material.

1.3. Objetivos

1.3.1. General

A partir de una imagen digital de una muestra de un material u objeto, identificar si el material presenta una fractura dúctil o frágil.

1.3.2. Específicos

1. Hacer una base de datos con imágenes de fracturas frágiles y dúctiles.
2. Identificar y extraer de las imágenes información.
3. Diseñar y entrenar arquitectura de una red neuronal artificial para clasificación.
4. Analizar y redactar los resultados obtenidos.

1.4. Hipótesis

Las redes neuronales artificiales son adecuadas para identificar y clasificar los tipos de fracturas.

1.5. Antecedentes

La resistencia teórica está determinada por las propiedades de la estructura interna del material y se define con el nivel de tensión más alto que el material puede soportar (Naik y Kiran, 2019).

La fractura frágil es aquella en la que poca o ninguna deformación plástica precede a la fractura, esta fractura ocurre en materiales como cerámica y vidrio los cuales no presentan deformación. Además, la teoría de Griffith de la fractura frágil Monsalve (2013), indica que la longitud de la grieta aumentaría catastróficamente si la energía es mayor que la requerida. De acuerdo con Klier (1950) demostró, con rayos X, que la superficie de fractura frágil sufre un alto grado de deformación plástica por lo cual esto altera la fórmula de Griffith; este estudio nos sirve para saber más acerca de las fracturas frágiles (Hall, 1953).

Carlsson (1973) demostró que la grieta, es un punto importante ya que después de una grieta se llega a la fractura. El comportamiento de fracturas dúctiles con respecto a tuberías con superficies de defectos, la resistencia del material, las pruebas de tensión pequeñas sirven para determinar los defectos. Las grietas son pequeñas deformaciones. Alan Wells fue conocido por sus contribuciones fundamentales en los estudios de la fractura frágil la cual se está analizando con esta investigación ya que se trata acerca de la fractura frágil, también se analizó la resistencia de la fractura frágil (Burdekin y Crossland, 2007).

En Hassold y Srolovitz (1989) se estudian las propiedades que fallan de una celosía cuadrada de resortes Born, la cual proporciona una fuerza de flexión eficaz por lo cual

se producen microestructuras de grietas, también se trata acerca del modelo de Young que consiste en acercarse a cero cuando el sistema se acerca al umbral de percolación, el cual se obtiene a través de dos métodos con el objetivo de comparar y validar los resultados, este tema es importante para la investigación a desarrollar para conocer de materiales en este caso la celosía.

El primer método de análisis fractal, la superficie de fractal de hormigón son fractales en el rango de escalas estudiadas, esto es importante para conocer acerca de la geometría fractal a la fractura en materiales cementosos, para una mejor comprensión de las propiedades mecánicas de fractura de dichos materiales, también se emplearon diferentes métodos de análisis fractal, una es la técnica de isla de rendija modificada (SIT) y análisis espectrales bidimensionales de Fourier (2D FFT), con estos métodos se descubrió que las imágenes digitalizadas de la superficie de la fractura imitan las superficies reales de la fractura (Issa y Hammad, 1994)

La superficie de la fractura es una evidencia importante del comportamiento de los materiales a base de cemento, la microfisuración que determina la porosidad de una roca, otro punto importante es que por medio del análisis de imágenes se puede obtener los parámetros como la rugosidad y compararlos con la tenacidad del material, lo cual sirvió para conocer más acerca de este material (Abell y Lange, 1998). Triantafyllidis y Labridis, 2000 Se entreno una red neuronal artificial el cual sirve para predecir el vector de densidad de malla de problemas de líneas de transmisión de energía con falla de límite abierto. Los primeros estudios sobre la mecánica de fractura se dieron a principios del siglo XX, se han vuelto algo importante para la solución de problemas estructurales que contienen defectos, también acerca de defectos que influyen en las piezas debido a un manejo inadecuado (Farahmand, 2001).

Kovalev et al. (2002) Establece la importancia de las concentraciones de tensión alrededor de los huecos, y analiza teóricamente las tensiones empleando variables complejas. Las fracturas dúctiles en metales, la metalografía es la ciencia que estudia las características de un metal, la fractura generalmente comienza en el interior de una muestra de tracción; son trazos de materiales llamados probetas o muestras, la dificultad en el estudio es detectar la grieta antes de la separación completa, Swift y Backofen observaron que las varillas de acero y cobre sometidas a torsiones plásticas superiores a un cierto valor crítico se fracturaron sin formación de cuello (Puttick, 1959).

Leonardo realizó la prueba poniendo una bolsa de arena en el extremo por lo cual notó que los cables más largos fallaban antes. Es importante para la ingeniería y la mecánica de fractura que es la encargada de estudiar la deformación en los sólidos (Alava, Nukala y Zapperi, 2006). Se trata de la transformada de wavelet la cual es adecuada para modelar señales complejas, con base a la tesis sirvió para conocer acerca de algoritmos, el cual muestra dos algoritmos de aprendizaje estable para los coeficientes de

desplazamiento (Cordova y Yu, 2012).

Stroh (1957) decía que el hierro es donde se producían mayormente las grietas, las dislocaciones desempeñan un papel igualmente importante en la fractura. Sin embargo, parecería que en el hierro, se producirán grupos apilados del tamaño necesario para iniciar una grieta.

La temperatura influye en la apariencia de fractura, se llega a esta conclusión después de revisar varias muestras, las pruebas de impacto tienen una gran importancia en la industria ya que con esta investigación se adquirió el conocimiento de la importancia del material para ver si es ideal o no en la producción de equipos y vehículos que operan en altas o bajas temperaturas, la prueba de Charpy es un procedimiento que se utiliza para determinar la resistencia de un material cuando se somete a una carga de impacto a una determinada temperatura, se utilizó termómetro infrarrojo Modelo DT-380 fabricado por INFRARED, para obtener la temperatura de la probeta en el momento del ensayo, esta investigación fue útil para el proyecto porque trata de fractura dúctil y frágil, se concluyó que cuanto mayor sea la temperatura a la que se someta la probeta estándar de maquinabilidad, mayor ductilidad tendrá y por lo tanto presentara mayor resistencia a la fractura y a menor temperatura a la que haya sido sometido el acero presentara mayor fragilidad (Silva et al., 2014).

Srivatsan, Imam y Srinivasan, 2012 se encargo de estudiar la propagación de las grietas. Como se genera, primero una grieta microscópica y conforme crece se transforma a una grieta macroscópica, para después llegar a la fractura. En los sistemas mecánicos se ve el comportamiento de los materiales, las fallas mecánicas se deben al medio ambiente o defectos en materiales.

Moore et al. (2018) se dio cuenta que la falla de materiales frágiles ocurre a través de la propagación de fracturas. Además, propone utilizar un modelo de machine learning para ver las fallas en materiales frágiles y el modelado del crecimiento de la fractura. La inteligencia artificial se ocupa para resolver problemas de manera eficaz, consiste en crear máquinas que puedan desarrollar funciones sin necesidad de un humano al momento, se utilizan en diferentes campos de la ciencia y bajo instrucciones precisas. Nasiri, Khosravani y Weinberg (2017) realiza una revisión de los avances más recientes sobre aplicaciones de métodos de inteligencia artificial en detección de fallas. Por ejemplo el artículo de la resistencia a la fractura frágil de las placas de acero soldadas y un enfoque de sistema experto para la mecánica de fracturas.

Las redes neuronales artificiales es algo que esta de novedad en estos tiempos, lo cual se debe a la implementación en la industria tecnológica, algunos son el reconocimiento de voz y la visión artificial, nos centraremos en la parte de visión artificial o conocido como visión por computadora, ya que consiste en el reconocimiento de imágenes para después transformarlas en información numérica o símbolos que pueda

reconocer el ordenador, por ejemplo; en el caso de la localización utilizando GPS se necesita de un filtro de histograma para identificar por medio de imágenes los bordes del carril y así no salirse del carril (Berzal, 2018).

Li et al. (2018) propone un algoritmo de reconocimiento facial basada en el método de aprendizaje profundo el cual ayuda a lograr una precisión el 97,02 %. También, muestra acerca de las características artesanales que se basa en la región de los ojos, nariz y la boca, las características son muy importantes para hacer mas preciso el reconocimiento facial

El reconocimiento de expresiones faciales por medio de características profundas y artesanales, se han centrado en la construcción y entrenamiento de redes neuronales profundas para lograr resultados de vanguardia, se tiene como objetivo es evaluar nuestro enfoque sobre conjuntos de datos adicionales y adaptar nuestro método para vídeo (Georgescu, Ionescu y Popescu, 2019).

Ríos-Sánchez et al. (2019) describe y evalúa dos modelos de aprendizaje profundo para el reconocimiento facial; con el fin de diseñarlos para dispositivos móviles. Realizan una comparación entre modelos tomando en cuenta su precisión.

También se muestra en procesamiento de imagen el cual consiste en mejorar la imagen, en los modelos de red basados en red neuronal convolucional (CNN) es un tipo de red neuronal artificial. Se trata del modelo de Wilso-Cowan el cual describe la evolución de dos tipos de actividad neuronal en una red neuronal acoplada sinápticamente (Yalçın, Ayhan y Yeniçeri, 2020).

El interés del estudio de fractura es importante en el tema de la ingeniería, por lo cual Zhang, Yu y Mølmer (2020) estudia procesos de fractura; utilizan simulación molecular para predecir fracturas.

Lew et al., 2021 Se encarga de investigar como predecir los mecanismos de fractura nanoscópicos y se aplica métodos de aprendizaje profundo. El comportamiento que surge en la fractura del grafeno depende de su orientación para determinar hacia donde iría la siguiente grieta. El tamaño de la grieta de salida para cada paso de propagación también afecta la forma general de las grietas previstas. Feng y otros autores propusieron un enfoque novedoso que se encargará de la predicción de la vida útil residual de estructuras mediante la combinación adecuada del método de campo de fase y el aprendizaje profundo, por lo cual el método de fase se utiliza para obtener información del crecimiento de grietas (Chen et al., 2021a).

Chen et al. (2021b) desarrolló un modelo llamado FraSegNet que consiste en un algoritmo de extracción de esqueleto y un algoritmo de aproximación de polilínea basado en código de cadena. Utiliza una base de datos de fractura de túneles de roca para entrenar sus modelos. Las características de la traza de la fractura son: longitud de la

traza, ángulo de inmersión, densidad e intensidad, se obtienen utilizando archivos con respecto a nodos. Después se realizaron entrenamiento y pruebas.

A diferencia de estos trabajos, estamos interesados en proponer un algoritmo para identificar fracturas dúctil y frágil de materiales metálicos.

1.6. Metodología

La tesis de investigación es de tipo mixta, por que está conformada por las cualitativas y cuantitativas, se realizó una búsqueda de información y se tomó en cuenta la probabilidad de efectividad del programa realizado.

La investigación presenta un enfoque cualitativo, por el análisis de los instrumentos de recolección de la información: la investigación realizada en los artículos y libros para la adquisición de la información, en nuestro caso fue útil para saber sobre las fracturas y también poder realizar nuestro dataset que se utilizó al momento de entrenar la red neuronal. Asimismo tiene un enfoque cuantitativo debido al programa, por lo que muestra la efectividad de reconocimiento en las fracturas, dando un porcentaje como respuesta.

Después de la realización de lectura de los documentos seleccionados con el tema tipos de fracturas, se pudo observar que los tipos de fracturas que más se sufren son dúctiles y frágiles, por lo cual se decidió enfocarnos en esas fracturas, ya teniendo claro el tipo de fractura que revisaríamos se eliminó la información que no tenía que ver y se realizó la investigación para saber sobre esos tipos de fracturas, ya teniendo claro cada uno de los conceptos.

Lo siguiente fue buscar las imágenes con las cuales se trabajaría en esa parte se llevó tiempo ya que no se encontraron muchas imágenes como se imaginó, un problema claro fue que al momento de buscar fracturas nos mostraba más sobre fracturas de huesos que en materiales, también se presentó inconvenientes por lo que pocos artículos contenían imágenes del tema, pero se solucionó utilizando las que encontramos para así avanzar y perder más tiempo ya que como era un tema nuevo, tuve que realizar varias investigaciones como fueron: conocer el tema de mecánica de fractura que es la encargada del estudio de la estabilidad estructural de materiales, también se analizó desde cero la información acerca de fractura en materiales, es la separación de un cuerpo sólido en dos o más partes bajo la acción de una carga ejercida en ellos, ya que es un tema amplio que no se conocía por lo cual se decidió leer primero acerca de la mecánica y así

partir a sus conceptos para entender y tener conocimientos del tema, aun que debido al tiempo todo se hizo de manera concisa para avanzar y saber del tema en general, ya teniendo la información de las imágenes.

Se procederá a conocer que utilizar con lo que deseamos hacer que en este caso es la identificación de imágenes de fractura dúctil y frágil. Ahora se explicara acerca de las redes neuronales primero que nada se hizo una búsqueda de información respecto al tema de redes neuronales es un método de la inteligencia artificial que enseña a las computadoras a procesar datos de una manera que está inspirada en la forma en que lo hace el cerebro humano, también sobre cuales tipos de redes existen: monocapa o perceptrón, simple, multicapa, convolucionales, recurrente o radial.

Las herramientas que se utilizaron en la programación como son: se eligió programar en Python ya que es un lenguaje de alto nivel de programación, también se empleó TensorFlow que es una biblioteca de código abierto para aprendizaje automático la cual fue de utilidad al momento de la creación del programa que realizamos para la identificación de las imágenes, otra que se uso fue Keras esta fue de gran utilidad ya que está enfocada en redes neuronales.

Como todo también se presentó inconvenientes, al momento de empezar con la programación, por ejemplo se planeaba usar Caffe, por lo cual se realizaron prácticas y conocer más sobre su entorno, ya que en este se puede programar en C++ o Python. Después de eso se realizó enfocar en el programa que se implementaron, pero se presentaron inconvenientes al momento de instalar algunas librería y se presentó problemas con Caffe por lo cual por el tiempo se decido dar solución buscando nuevas opciones como fue ocupar Jupyter.

Capítulo 2

Marco teórico

2.1. Mecánica de fractura

La mecánica de fractura es una rama de la mecánica de sólidos deformables ocupada del estudio de la estabilidad estructural de materiales, considerando la formación y propagación de grietas o defectos en materiales y analizando condiciones tensionales con la concentración de tensiones debida a dichos defectos.

2.1.1. Concepto de fractura

Una fractura se define como la separación de un sólido cuando este es sometido a un esfuerzo en dos o más. En este sentido, podemos encontrar dos grandes tipos de fracturas: la fractura dúctil y la fractura frágil. La Figura 2.1 muestra los modos de fractura que existen:

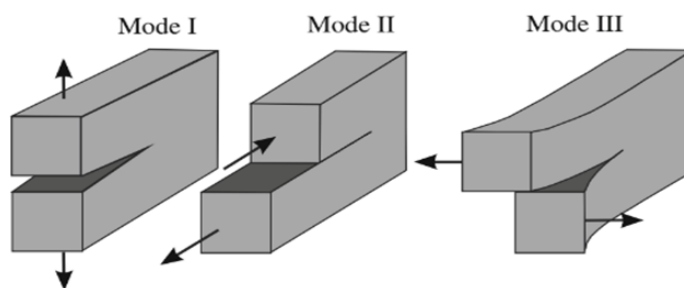


FIGURA 2.1: Los 3 modos de fracturas

Modo I: Modo de apertura: La grieta se abre perpendicularmente al plano de la grieta. Esto puede deberse a una carga de tracción.

Modo II: Modo de deslizamiento en el plano: Las caras de la grieta se desplazan en su plano, normal al frente de la grieta, lo que se correlaciona con una carga de corte transversal.

Modo III: Modo de desgarro fuera del plano: Las caras de la grieta se desplazan en su plano, paralelas al frente de la grieta, lo que está relacionado con la carga de cizallamiento longitudinal antiplano.

2.1.2. Fractura frágil

La fractura frágil tiene lugar sin una apreciable deformación y debido a una rápida propagación de una grieta. Normalmente ocurre a lo largo de planos cristalográficos específicos denominados planos de fractura que son perpendiculares a la tensión aplicada.

2.1.3. Fractura dúctil

El término fractura dúctil se usa generalmente para indicar fallas donde la propagación inestable de grietas está precedida por deformación plástica. Un rasgo característico de la fractura dúctil es que la grieta crece lentamente al principio antes del inicio de la propagación inestable de la grieta. El proceso de crecimiento de grietas se puede dividir en las fases de iniciación de grietas y crecimiento de grietas estable e inestable. En términos generales, todos los procesos de fractura se pueden considerar como transiciones de propagación de grietas estable a inestable. Cuando la cantidad de crecimiento estable de grietas es pequeña, generalmente se supone que el inicio de la iniciación de grietas coincide con la inestabilidad de las grietas. El fenómeno de la fractura dúctil está asociado con una relación no lineal de carga versus deformación que se atribuye a la deformación plástica y al crecimiento lento y estable de la fisura. Estos dos efectos tienen lugar simultáneamente, como se verifica mediante métodos experimentales conocidos.

2.2. Redes neuronales artificiales

En una red neuronal artificial, las neuronas corresponden a campos receptivos de una manera muy similar a las neuronas en la corteza visual primaria de un cerebro biológico.

2.2.1. Modelo básico

En una red neuronal simple, sin capas ocultas, la red solo tiene una capa de neuronas de entrada y una capa de neuronas de salida. La Figura 2.2 muestra el modelo gráfico, que corresponde al siguiente modelo matemático:

$$y_i = \sum_i w_i x_i. \quad (2.1)$$

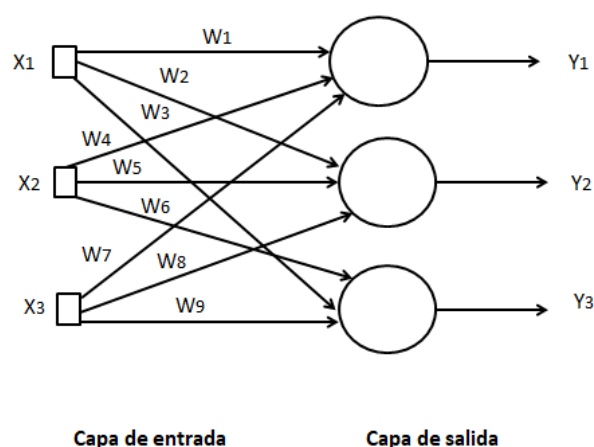


FIGURA 2.2: Ejemplo de red neuronal artificial

2.2.2. Entrenamiento

Entrenar una red neuronal consiste en ajustar cada uno de los pesos, w_i conectados a las entradas, para todas las neuronas que forman parte de la red neuronal. Lo que se busca es que las respuestas de la capa de salida se ajusten lo más posible a los datos que conocemos.

Backpropagation(Propagación hacia atrás)

En aprendizaje de máquina, la propagación hacia atrás de errores o retropropagación es un algoritmo de aprendizaje supervisado utilizado para entrenar redes neuronales prealimentadas.

En redes neuronales se busca ajustar los pesos de cada neurona de tal manera que se minimice el error. El algoritmo de backpropagation nos indica cuanto de culpa tiene cada neurona del error global cometido.

La idea clave del algoritmo de propagación de errores backpropagation consiste en transmitir la señal de error desde la capa de salida hasta cada nodo intermedio que ha contribuido a la salida de la red. Cada nodo recibe una parte de la señal de error, en proporción a su contribución relativa a la salida original. (Berzal, 2018), este cálculo se hace de forma eficiente propagando el error por capas, hacia atrás, desde la capa de salida hasta la capa de entrada.

En primer lugar, calculamos el error para cada neurona de la capa de salida. Utilizando aprendizaje online, realizamos una estimación instantánea del gradiente para un ejemplo particular del conjunto de datos:

```
function error = error (target , output)
    for i=1:size(output)
        error[i] = (target[i] - output[i]);
```

Ese vector de error lo utilizamos para comenzar el cálculo de los “deltas” por capas, empezando por la capa de salida:

```
class FeedForwardNetwork:
    function backward(error)
        layers = size(layer)
        for j=1:size(error)
            delta[layers][j] = error[j] * activation.diff(layer
                [layers].z[j]);
        ...
```

donde hemos utilizado la entrada neta de las neuronas de la capa de salida para evaluar la derivada de su función de activación, que multiplicamos por el error para obtener los deltas δ_k^j asociados a la capa de salida. A continuación, propagamos los

deltas de la capa $k + 1$ a la capa k , lo que podemos implementar mediante el siguiente bucle:

```
...
for k=layers-1:1
    for j=1:layer[k].outputs()
        error[k][j] = dot( layer[k+1].w[j], delta[k+1][j] );
        delta[k][j] = error[k][j] * activation.diff(layer[k].z[
            j]);
```

donde $\text{dot}(w, \text{delta})$ realiza el producto escalar de los vectores de pesos y deltas de la siguiente capa de la red, que previamente hemos calculado. La implementación de esta función, en caso de que no dispongamos de ella, es trivial:

```
function dot (x,y)
    dot = 0;
    for i=0:size(x)
        dot += x[i]*y[i];
```

Ya hemos calculado los deltas δ_k^j asociados a todas las neuronas de la red, lo que nos permite calcular las derivadas del error con respecto a todos los parámetros de la red y la actualización de los mismos utilizando el método del gradiente descendente.

2.2.3. Algunos modelos utilizados en clasificación de imágenes

Lenet

Desarrollada por Yann LeCun y sus colaboradores, fueron capaces de implementar una red neuronal convolucional capaz de detectar caracteres.

Las redes convolucionales combinan tres ideas arquitectónicas para garantizar cierto grado de invariabilidad a los cambios y la distorsión: campos receptivos locales, pesos compartidos (o replicación de pesos) y, a veces, submuestreo espacial o temporal. En la figura 2.3 se muestra una red convolucional típica para el reconocimiento de caracteres extraída de (LeCun y Bengio, 1995).

Alexnet

En el concurso ILSVRC del año 2012 se hizo famosa la arquitectura de red neuronal convolucional llamada AlexNet (Krizhevsky, Sutskever e Hinton, 2012). La red clasificó mil diferentes clases, entrenada con el conjunto de imágenes de ImageNet que contiene más de un millón de imágenes de alta resolución, obtuvo un error en top-5 de 15,3 %.

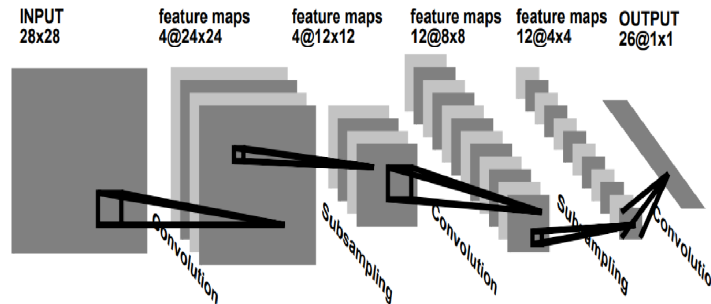


FIGURA 2.3: Ejemplo de la red LeNet.

AlexNet consta de cinco capas convolucionales, algunas de las cuales son seguidas de capas de max-pooling utilizada para reducir el tamaño de la imagen, también incluye tres capas totalmente conectadas. Para realizar el entrenamiento de forma rápida usaron dos GPUs. El sobre entrenamiento se da cuando la red se ajustada a parámetros muy específicos del entrenamiento, obteniendo alto rendimiento en entrenamiento pero bajo en pruebas. Para reducirlo, en las capas completamente conectadas se utilizó el método dropout para simular diferentes redes, deshabilitando de forma aleatoria un porcentaje de los nodos.

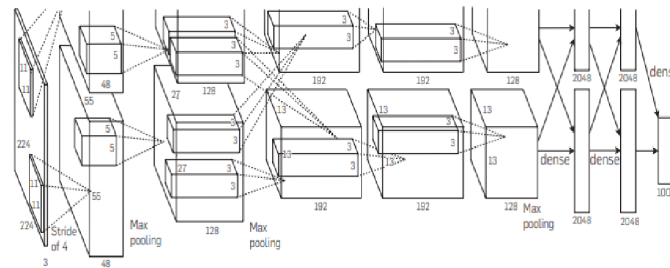


FIGURA 2.4: Ejemplo de la red Alexnet.

Googlenet

En el año 2014, Christian Szegedy y sus colaboradores propusieron una arquitectura de red neuronal convolucional participando en el concurso de ILSVRC, en el diseño aumentaron la profundidad y el ancho de la red. Tiene el nombre de GoogleNet (Szegedy et al., 2015), una red de 22 capas de profundidad que incluyen bloques de subcapas,

en total son alrededor de cien capas cuya calidad se evalúa en el contexto de la clasificación y la detección. La imagen de entrada tiene un tamaño de $224 \times 224 \times 3$ píxeles, en la primera capa tiene 64 kernel de 7×7 con un paso de 2, dando como resultado $64 \times 112 \times 112$ características. Luego aplica un max-pooling con un kernel de 3×3 y un paso de 2. Después se aplica una convolución con un kernel de 3×3 repetido 192 veces y posteriormente vuelve aplicarse un max-pooling de 3×3 . También contiene dos capas de inicio (3a) y (3b), estos contienen subcapas. La red de GoogleNet incrementó la cantidad de capas con respecto a AlexNet haciéndola más robusta pero mejorando la precisión en las pruebas.

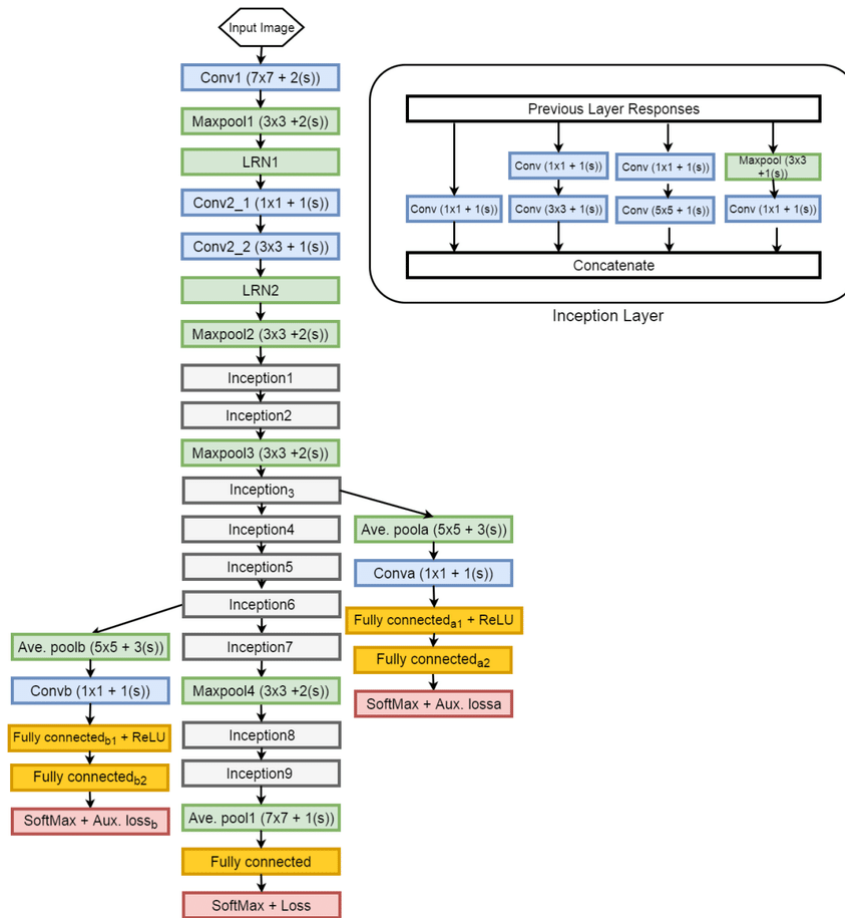


FIGURA 2.5: Ejemplo de la red Googlet.

VGG

Esta red fue desarrollada por el Visual Geometry Group de la universidad de Oxford (Simonyan y Zisserman, 2014). En general, existen varias redes bajo este nombre que difieren en el número de capas que poseen. Se trata de una red similar a AlexNet, pero con solo capas de convolución 3×3 y numerosos filtros.

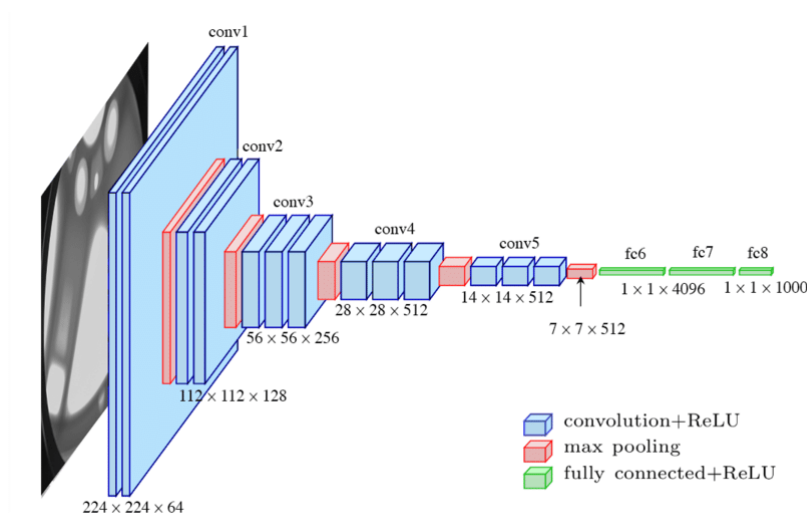


FIGURA 2.6: Ejemplo de la red VGG.

2.2.4. TensorFlow

Para mi es una biblioteca de código abierto que nos sera de utilidad para la creación del programa ya que esta enfocado en construir y entrenar redes neuronales.

En la siguiente URL: [Tensorflow \(2015\)](#) se encuentra la información necesaria de Tensorflow. Es una librería de código abierto que se utiliza en aprendizaje automático o Machine Learning, fue desarrollado por Google enfocado para redes neuronales artificiales. Tiene las siguientes ventajas:

1. Es útil para el reconocimiento de imágenes.
2. Arquitectura flexible.
3. Se puede utilizar en Python.

Capítulo 3

Implementación

Este capítulo trata acerca del desarrollo experimental, que esta conformado por la creación de datos para así pasar al siguiente punto que es el modelo de red neuronal artificial con aprendizaje supervisado. Esta procesa sus capas imitando la corteza visual del ojo humano para identificar distintas características en los datos de entrada, que en definitiva hacen que pueda identificar objetos. Como último punto, se muestran los resultados obtenidos por el programa de clasificación. Se decidió utilizar la red neuronal artificial tipo perceptrón multicapa; una de las ventajas es que tiene la tarea de aprender a realizar reconocimientos basadas en un entrenamiento, lo que se conoce como aprendizaje adaptable.

3.1. Creación de dataset de imágenes

La elaboración de base de datos fue creada con las imágenes que se obtuvieron de artículos científicos, para después poder implementarlas en el programa.

El dataset es una parte importante del proyecto, ya que con un buen dataset procesado se podrá entrenar un buen modelo, por tanto, se ha de tener cuidado en seleccionar y procesar bien estos datos.

3.1.1. Búsqueda bibliográfica de imágenes

La revisión de los artículos se realizó de la siguiente manera: se clasifico primero los tipos de fractura que existen, para después elegir el tipo de fractura.

En esta sección se realizó la búsqueda de artículos para la obtención de imágenes y así obtener imágenes para la base de datos la cual se necesita para utilizar en la comparación de fracturas ya sea dúctil o frágil, también gracias a la investigación realizada se

aburrió el conocimiento de saber que tipos de fracturas ocurren mas por lo cual no decidimos a elegir estos dos tipos antes mencionados, también se conoció los materiales que sufren fractura por ejemplo los metales y por lo cual es difícil volver a utilizar.

El dataset se divide en un conjunto de imágenes para entrenamiento y uno para prueba. Para la etapa de entrenamiento, la Tabla 3.5 muestra las fuentes de las imágenes que conforman la base de datos y sus características, mientras que en las Figuras 3.1 a 3.3 se muestran las imágenes.

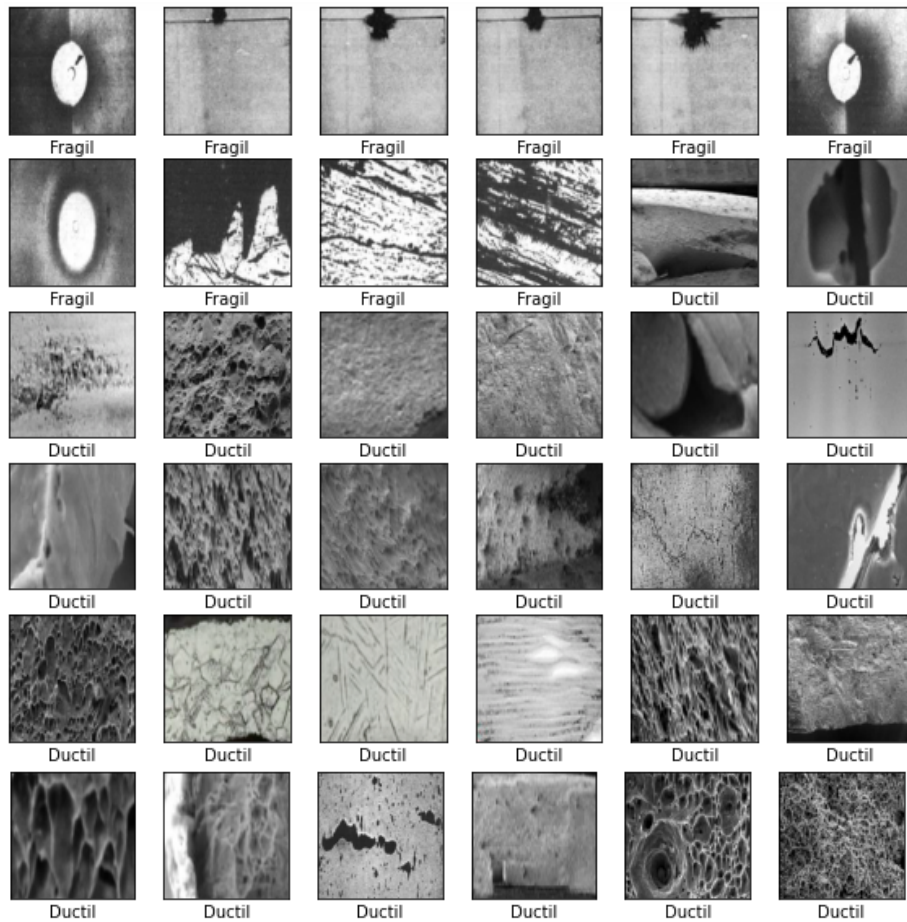


FIGURA 3.1: Imágenes 1 a 36 del dataset.

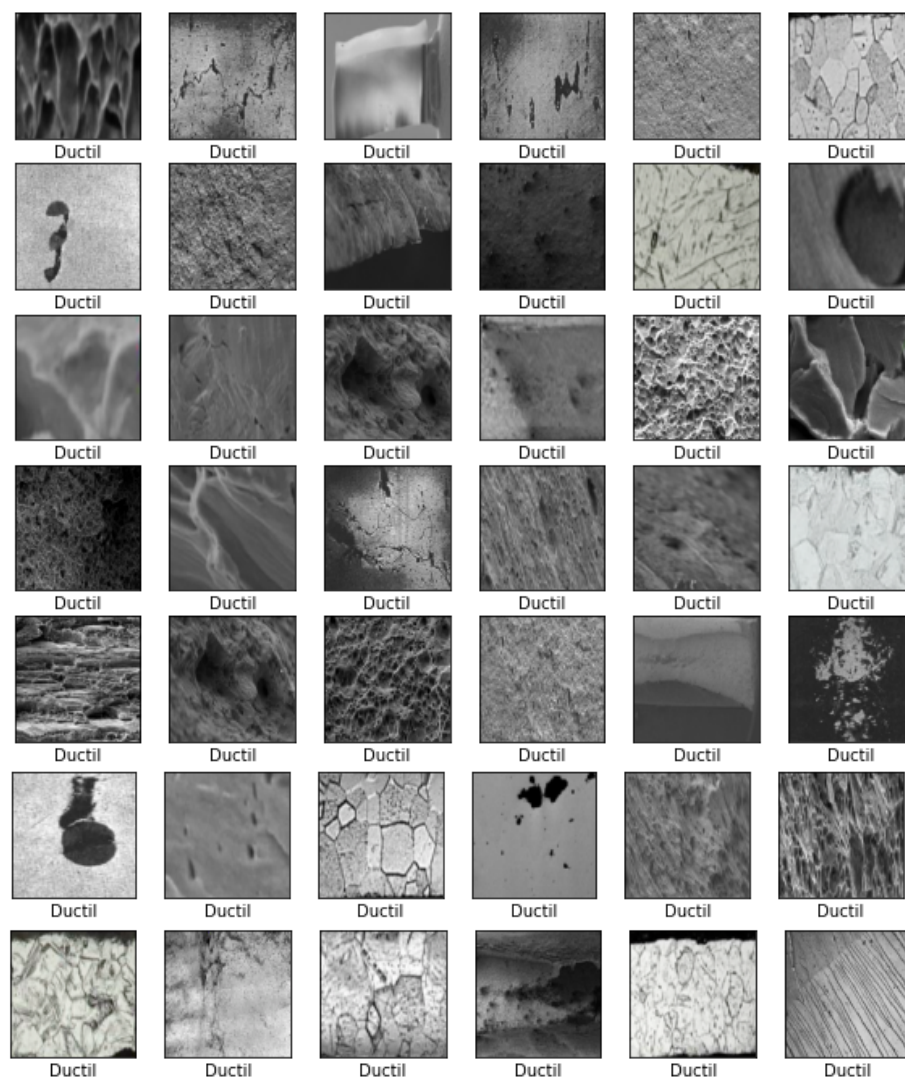


FIGURA 3.2: Imágenes 37 a 78 del dataset.

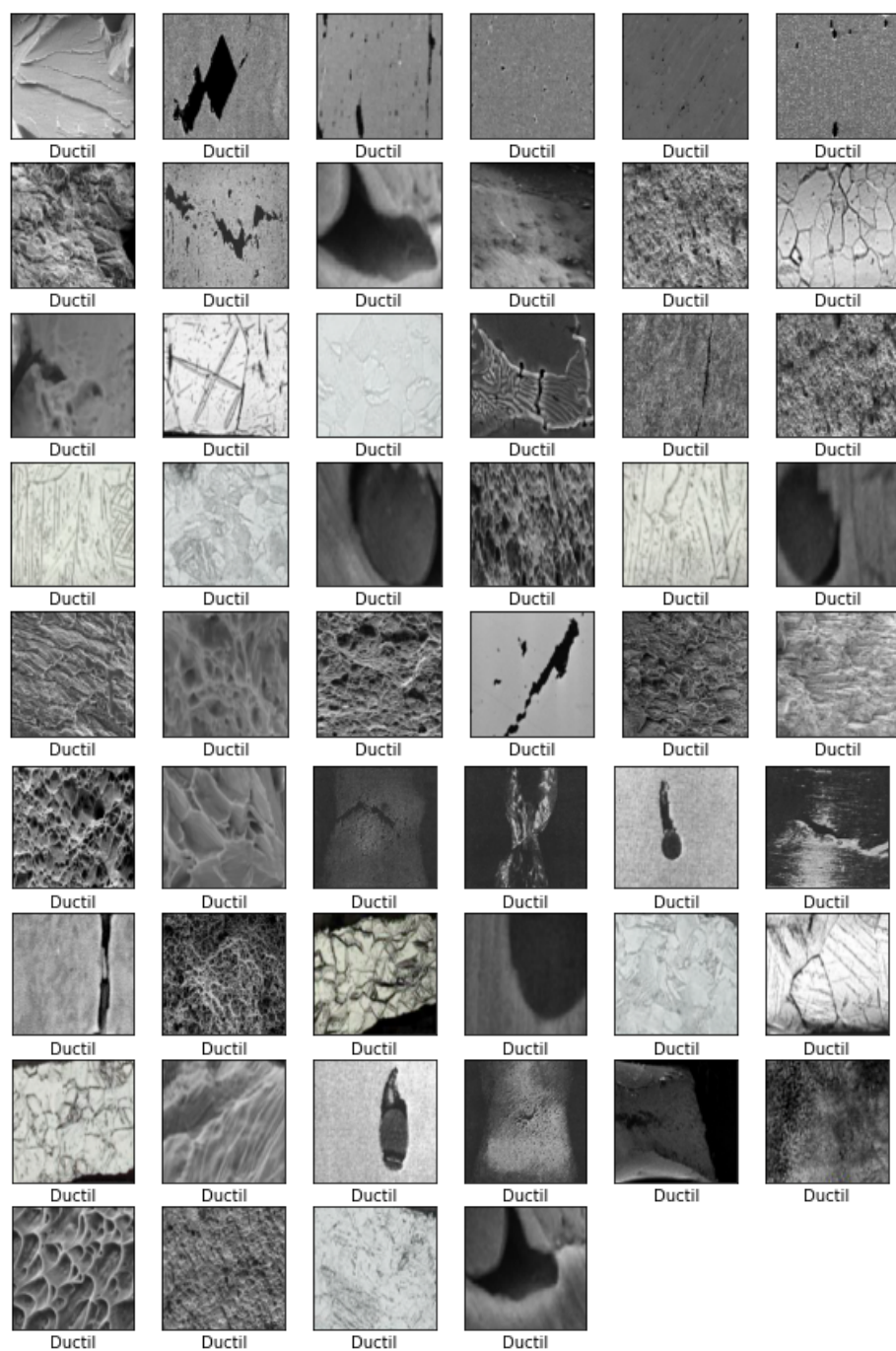


FIGURA 3.3: Imágenes 79 a 130 del dataset.

3.2. Modelo de red

A continuación se explica el modelo que se uso y como esta conformado:

```

1 model = keras.Sequential([
2     keras.layers.Flatten(input_shape=(150, 150,3)),
3     keras.layers.Dense(128, activation='relu'),
4     keras.layers.Dense(2, activation='softmax'),
5 ])

```

La capa Flatten lo que hace es ponerlos todos en un solo vector. Capa densa lo que

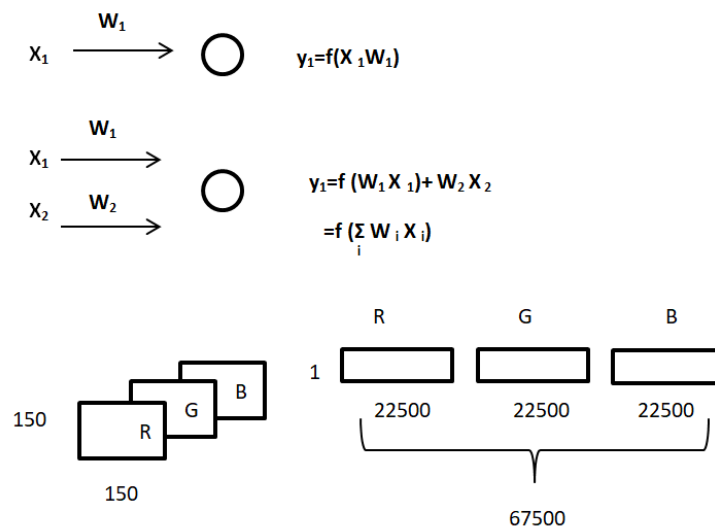


FIGURA 3.4: Explicación de Flatten.

hace es conectar un peso w .

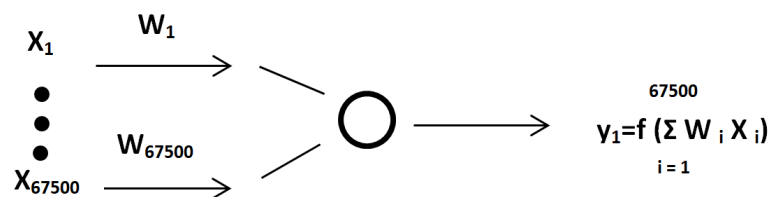


FIGURA 3.5: Explicación de la capa Dense.

Donde f es función ReLu o también conocido como rectificador. La función lineal $y = mx + b$, donde m es la pendiente de la recta y b es el intercepto con el eje Y . Función de activación: Si $m=1$, $b=0$.

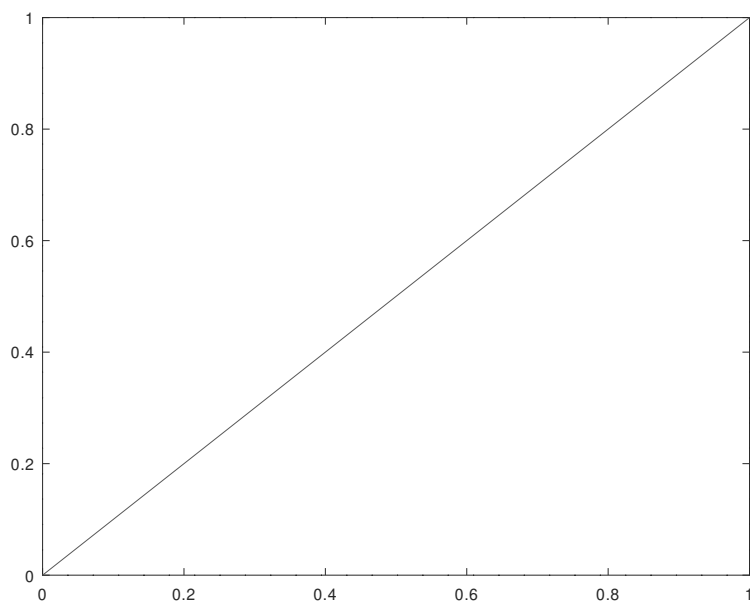


FIGURA 3.6: Función de activación.

A continuación se muestra la formula general:

$$ReLU(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x \leq 0 \\ Mx + B & \text{si } x > 0 \end{cases} \quad (3.1)$$

Ecuación de forma de caso particular cuando m vale 1 y b vale 0:

$$ReLU(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x \leq 0 \\ x & \text{si } x > 0 \end{cases} \quad (3.2)$$

A continuación va la formula de forma equivalente.

$$ReLU = \max(0, x) \quad (3.3)$$

La Primera Capa Densa: números de entradas * numero salida=parámetros($128 * 67,500 = 8,640,000$)

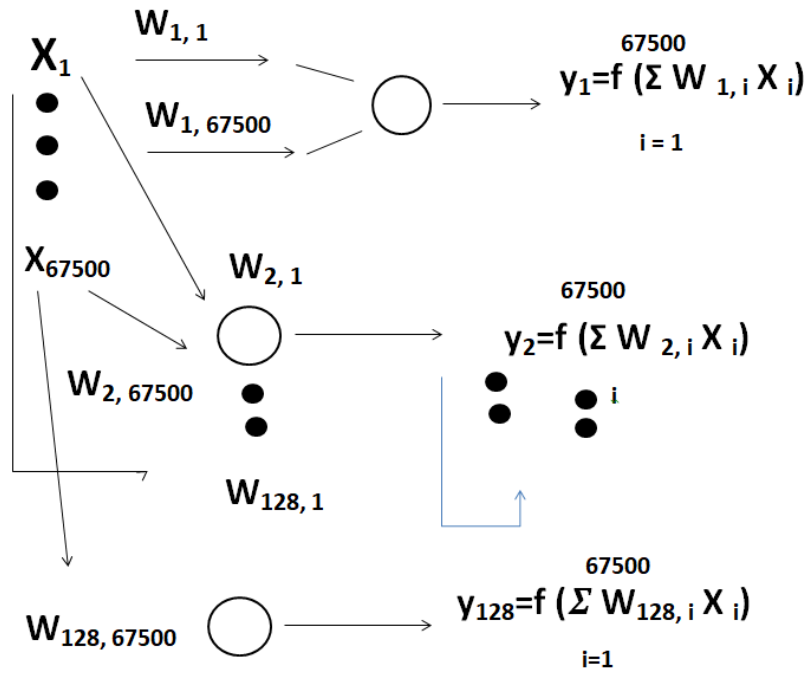


FIGURA 3.7: Muestra el total de parámetros.

La Segunda Capa Densa: números de entradas * numero salida=parámetros($128 * 2 = 256$)

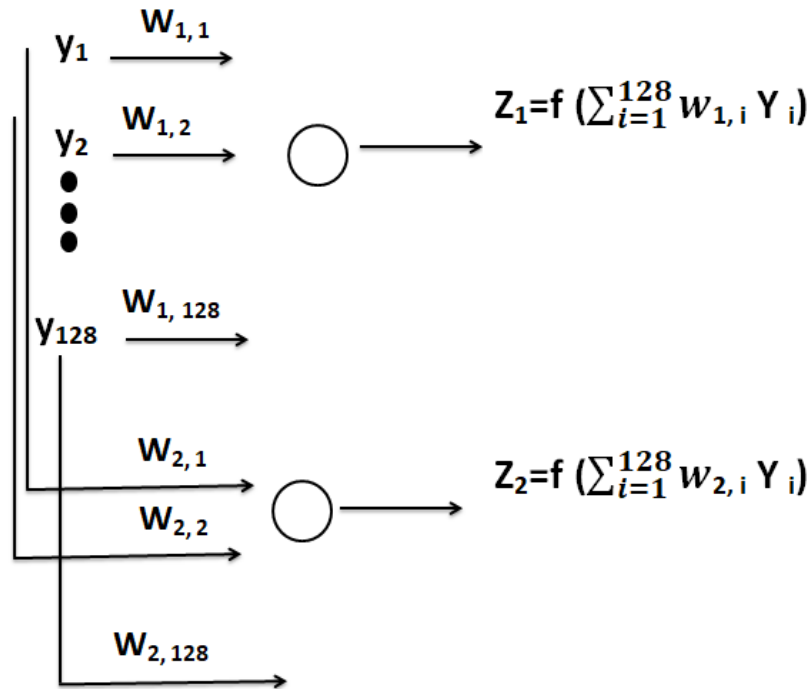


FIGURA 3.8: Muestra el total de parámetros.

La función softmax, se utiliza para comprimir el vector. Se usa la función logística para saber que clase va ser si la primera o la segunda. En este caso donde f es la función softmax:

$$\sigma(z_j) = \left(\frac{e^{z_j}}{\sum_{k=1}^2 e^{z_k}} \right) \text{ para } j = 1, 2 \quad (3.4)$$

Equivalente:

$$\sigma(z_1) = \left(\frac{e^{z_1}}{e^{z_1} + e^{z_2}} \right) \quad (3.5)$$

$$\sigma(z_2) = \left(\frac{e^{z_2}}{e^{z_1} + e^{z_2}} \right) \quad (3.6)$$

$\sigma(z)_1$ = Es probable que pertenezca a la clase 1.

$\sigma(z)_2$ = Es probable que pertenezca a la clase 2.

3.3. Implementación

En esta parte se muestra el código que se realizó para la obtención del proyecto. El primer bloque de instrucciones se define la ubicación de la carpeta donde se encuentran las imágenes de fractura frágil. Además, se realiza la lectura de las mismas:

```
1 import cv2
2 import numpy as np
3 import os
4 import matplotlib.pyplot as plt
5 pandas_folder_path="/home/mary/Descargas/ductil-fragil/fragil"
6 fragil=[]
7 img_size=150
8 for img in os.listdir(pandas_folder_path):
9     img = cv2.imread(os.path.join(pandas_folder_path,img))
10    img_resize= cv2.resize(img,(img_size,img_size))
11    fragil.append(img_resize)
```

A continuación, se repite el mismo procedimiento para la carpeta que contiene las imágenes de fractura dúctil.

```
1 import cv2
2 import numpy as np
3 import os
4 import matplotlib.pyplot as plt
5 pandas_folder_path="/home/mary/Descargas/ductil-fragil/ductil"
6 ductil=[]
7 img_size=150
8 for img in os.listdir(pandas_folder_path):
9     img = cv2.imread(os.path.join(pandas_folder_path,img))
10    img_resize= cv2.resize(img,(img_size,img_size))
11    ductil.append(img_resize)
```

En este código se muestra los parámetros acerca de las imágenes de fractura frágil.

```
1 fragil = np.array(fragil)
2 print(fragil.shape)
```

En este código se muestra los parámetros acerca de las imágenes de fractura dúctil.

```
1 ductil = np.array(ductil)
2 print(ductil.shape)
```

El siguiente código nos sirve para mostrar una de las imágenes leídas:

```
1 print(ductil[4].shape)
2 plt.figure()
3 plt.imshow(np.squeeze(ductil[4]))
4 plt.colorbar()
5 plt.grid(False)
6 plt.show()
```

Realizamos el conteo de todas las imágenes que tenemos para entrenar a la inteligencia artificial.

```
1 images = np.concatenate([fragil, ductil])
2 print(len(images))
3 Images = np.array(images)
4 print(Images.shape)
```

A continuación se etiquetan las imágenes de fractura frágil, en este ejemplo son 10 y las etiquetamos con la etiqueta 0 que será para las frágil.

```
1 etiquetas_fragil = np.repeat(0,10)
2 print(len(etiquetas_fragil))
3 print(etiquetas_fragil)
```

Ahora se etiquetará a las fracturas dúctiles como se muestra con el código:

```
1 etiquetas_ductil = np.repeat(1,120)
2 print(len(etiquetas_ductil))
3 print(etiquetas_ductil)
```

Nombraremos a la clase que es “ductil” y “frágil”:

```
1 class_names = [ 'Fragil ', 'Ductil ' ]
```

En esta parte del código ordenamos las etiquetas.

```
1 labels = np.concatenate([ etiquetas_fragil , etiquetas_ductil ])
2 print(len(labels))
3 print(labels)
4 Labels = np.array(labels)
5 print(Labels.shape)
```

A continuación se crea un código que muestre las primeras 36 imágenes:

```
1 plt.figure(figsize=(10,10))
2 for i in range(36):
3     plt.subplot(6,6,i+1)
4     plt.xticks([])
5     plt.yticks([])
6     plt.grid(False)
7     plt.imshow(Images[i])
8     plt.xlabel(class_names[Labels[i]])
9 plt.show()
```

En este paso y el otro iremos aumentando hasta mostrar todas las imágenes:

```
1 plt.figure(figsize=(10,10))
2 for i in range(36):
3     plt.subplot(6,6,i+1)
4     plt.xticks([])
5     plt.yticks([])
6     plt.grid(False)
7     plt.imshow(Images[i+36])
8     plt.xlabel(class_names[Labels[i+36]])
9 plt.show()
10 plt.figure(figsize=(10,10))
11 for i in range(36):
12     plt.subplot(6,6,i+1)
```

```

13     plt.xticks([])
14     plt.yticks([])
15     plt.grid(False)
16     plt.imshow(Images[i+72])
17     plt.xlabel(class_names[Labels[i+72]])
18 plt.show()
19 numberstyle=\tiny\color{gray}
20 plt.figure(figsize=(10,10))
21 for i in range(22):
22     plt.subplot(6,6,i+1)
23     plt.xticks([])
24     plt.yticks([])
25     plt.grid(False)
26     plt.imshow(Images[i+108])
27     plt.xlabel(class_names[Labels[i+108]])
28 plt.show()

```

Ejecutamos Tensorflow:

```

1 import tensorflow as tf
2 from tensorflow import keras
3 from tensorflow.keras import datasets, layers, models
4 import tensorflow.keras.optimizers as Optimizer
5 import numpy as np
6 import matplotlib.pyplot as plt
7 print(tf.__version__)

```

Ahora ejecutaremos el modelo

```

1 model = keras.Sequential([
2     keras.layers.Flatten(input_shape=(150, 150,3)),
3     keras.layers.Dense(128, activation='relu'),
4     keras.layers.Dense(2, activation='softmax'),
5 ])
6 model.compile(optimizer='adam',
7               loss='sparse_categorical_crossentropy',
8               metrics=['accuracy'])
9 trained=model.fit(Images, Labels, epochs=40)

```


Para después ejecutar si realiza lo que deseamos, que es clasificar la fractura dúctil o frágil. Para esto debemos leer el dataset de prueba:

```
1 pandas_folder_path="/home/mary/Descargas/ductil-fragil/  
   testingfragil"  
2 fragiltesting=[]  
3 img_size=150  
4 for img in os.listdir(pandas_folder_path):  
5     img = cv2.imread(os.path.join(pandas_folder_path,img))  
6     #img_gray= cv2.cvtColor(img,cv2.COLOR_BGR2GRAY)  
7     img_resize= cv2.resize(img,(img_size,img_size))  
8     fragiltesting.append(img_resize)  
9 fragiltesting = np.array(fragiltesting)
```

```
1 pandas_folder_path="/home/mary/Descargas/ductil-fragil/  
   testingductil"  
2 ductiltesting=[]  
3 img_size=150  
4 for img in os.listdir(pandas_folder_path):  
5     img = cv2.imread(os.path.join(pandas_folder_path,img))  
6     #img_gray= cv2.cvtColor(img,cv2.COLOR_BGR2GRAY)  
7     img_resize= cv2.resize(img,(img_size,img_size))  
8     ductiltesting.append(img_resize)  
9 ductiltesting = np.array(ductiltesting)
```

```
1 imagestesting = np.concatenate([fragiltesting,ductiltesting])  
2 Imagestesting = np.array(imagestesting)
```

Con este código creamos las etiquetas fragiltesting:

```
1 etiquetas_fragiltesting = np.repeat(0,10)  
2 print(len(etiquetas_fragiltesting))  
3 print(etiquetas_fragiltesting)
```

Se crean las etiquetas de ductiltesting:

```
1 etiquetas_ductiltesting = np.repeat(1,10)  
2 print(len(etiquetas_ductiltesting))  
3 print(etiquetas_ductiltesting)
```

```
1 labelstesting = np.concatenate([ etiquetas_fragiltesting ,  
    etiquetas_ductiltesting ])  
2 print(len(labelstesting))  
3 print(labelstesting)
```

Finalmente se evalúa el conjunto de imágenes de prueba:

```
1 model.evaluate(Imagestesting , labelstesting )  
2 print(model.predict(Imagestesting))
```

3.4. Resultados experimentales.

En la Figura 3.9 se muestran los valores de exactitud durante la etapa de entrenamiento. El algoritmo alcanza una exactitud de 99,23 %. Para la etapa de prueba, se probaron 10 imágenes de fractura ductil y 10 de fractura frágil, obteniéndose una clasificación incorrecta solamente en una de las imágenes; por lo tanto, el porcentaje de exactitud en esta etapa fue del 95 %.

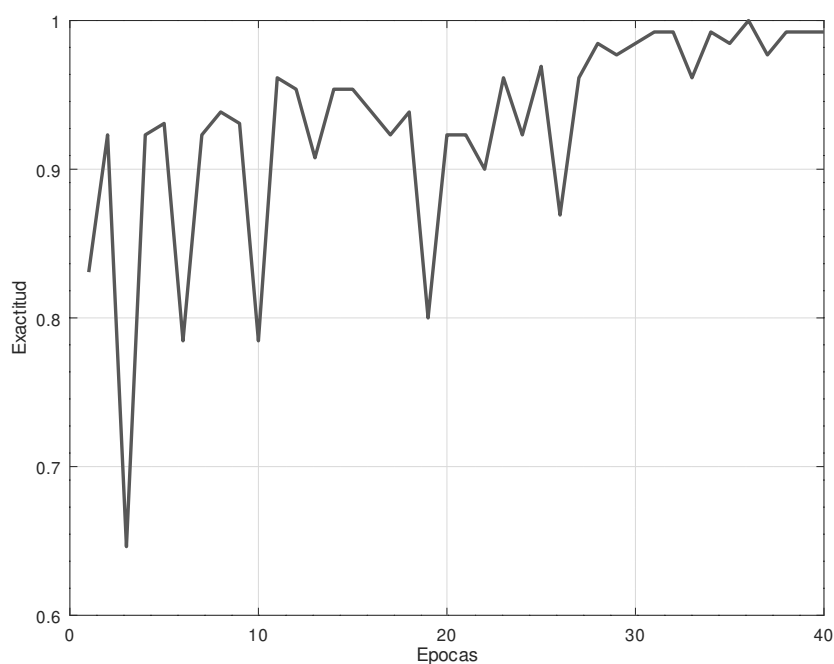


FIGURA 3.9: Cambio de la exactitud con el entrenamiento.

CUADRO 3.1: Características de las imágenes que componen el dataset.

No.	Fuente	Material	Tamaño(mm)	Píxeles	Peso (kb)	Fractura
1	Hall, 1953	metal	1	1366*768	197	frágil
2	Field, 1971	plomo	2	1366*768	109	frágil
3	Field, 1971	plomo	2	1366*768	105	frágil
4	Field, 1971	plomo	2	1366*768	115	frágil
5	Field, 1971	plomo	2	1366*768	101	frágil
6	Hall, 1953	vidrios metálicos	0.5	1366*768	201	frágil
7	Hall, 1953	hierro	1	1366*768	260	frágil
8	Hall, 1953	hierro	1	1366*768	213	frágil
9	Hall, 1953	hierro	1	1366*768	298	frágil
10	Hall, 1953	hierro	1	1366*768	361	frágil
11	Lou et al., 2018	metal DP980	1	1366*768	254	dúctil
12	Pineau, Benzerga y Pardoën, 2016	acero	5	1366*768	242	dúctil
13	Sun et al., 2021	titanio	0.0001	1366*768	309	dúctil
14	Lou et al., 2018	metal	6.5	1366*768	317	dúctil
15	Lou et al., 2018	acero DP980	1	1366*768	468	dúctil
16	Lou et al., 2018	acero DP980	5	1366*768	561	dúctil
17	Pineau, Benzerga y Pardoën, 2016	acero HSLA	0.002	1366*768	85.5	dúctil
18	Pineau, Benzerga y Pardoën, 2016	acero	0.1	1366*768	114	dúctil
19	Besson, 2010	acero	1.6	1366*768	104	dúctil
20	Lou et al., 2018	acero	3.9	1366*768	317	dúctil
21	Lou et al., 2018	acero	0.01	1366*768	338	dúctil
22	Lou et al., 2018	acero	1	1366*768	212	dúctil
23	Puttick, 1959	metal	1	1366*768	511	dúctil
24	Pineau, Benzerga y Pardoën, 2016	acero	1	1366*768	241	dúctil
25	Lou et al., 2018	acero	0.1	1366*768	403	dúctil
26	Sun et al., 2021	titanio	0.1	1366*768	397	dúctil
27	Sun et al., 2021	titanio	0.1	1366*768	222	dúctil
28	Sun et al., 2021	titanio	0.1	1366*768	181	dúctil

CUADRO 3.2: Características de las imágenes que componen el dataset.

No.	Fuente	Material	Tamaño(mm)	Píxeles	Peso (kb)	Fractura
29	Lou et al., 2018	aluminio	0.1	1366*768	454	dúctil
30	Lou et al., 2018	acero DP980	1	1366*768	468	dúctil
31	Lou et al., 2018	acero DP980	0.01	1366*768	232	dúctil
32	Lou et al., 2018	acero DP980	0.01	1366*768	146	dúctil
33	Puttick, 1959	cobre	0.25	1366*768	458	dúctil
34	Lou et al., 2018	acero	1	1366*768	81.7	dúctil
35	Pineau, Benzerga y Pardoén, 2016	acero	0.01	1366*768	762	dúctil
36	Lou et al., 2018	acero	1	1366*768	910	dúctil
37	Lou et al., 2018	acero	1	1366*768	243	dúctil
38	Puttick, 1959	hierro	0.25	1366*768	400	dúctil
39	Sun et al., 2021	titanio	0.1	1366*768	165	dúctil
40	Puttick, 1959	aluminio	0.25	1366*768	397	dúctil
41	Lou et al., 2018	acero	0.01	1366*768	561	dúctil
42	Sun et al., 2021	titanio	0.1	1366*768	331	dúctil
43	Puttick, 1959	metal	0.5	1366*768	153	dúctil
44	Lou et al., 2018	acero	0.1	1366*768	656	dúctil
45	Lou et al., 2018	acero	0.1	1366*768	171	dúctil
46	Lou et al., 2018	acero	1	1366*768	184	dúctil
47	Sun et al., 2021	titanio	0.1	1366*768	242	dúctil
48	Pineau, Benzerga y Pardoén, 2016	acero	0.002	1366*768	60.5	dúctil
49	Sun et al., 2021	titanio	0.0832	1366*768	54.7	dúctil
50	Sun et al., 2021	titanio	0.054	1366*768	142	dúctil
51	Lou et al., 2018	acero	0.01	1366*768	428	dúctil
52	Lou et al., 2018	acero	1	1366*768	56.8	dúctil
53	Sun et al., 2021	titanio	0.1	1366*768	910	dúctil
54	Pineau, Benzerga y Pardoén, 2016	acero	0.01	1366*768	328	dúctil
55	Lou et al., 2018	acero	1	1366*768	736	dúctil
56	Sun et al., 2021	titanio	0.1077	1366*768	121	dúctil

CUADRO 3.3: Características de las imágenes que componen el dataset.

No.	Fuente	Material	Tamaño(mm)	Píxeles	Peso (kb)	Fractura
57	Puttick, 1959	hierro	0.25	1366*768	633	dúctil
58	Lou et al, 2018	acero	0.01	1366*768	316	dúctil
59	Lou et al, 2018	acero	0.01	1366*768	58.6	dúctil
60	Sun et al, 2021	titanio	0.1	1366*768	223	dúctil
61	Lou et al, 2018	acero	0.1	1366*768	351	dúctil
62	Lou et al, 2018	acero	0.01	1366*768	408	dúctil
63	Lou et al, 2018	acero	0.01	1366*768	622	dúctil
64	Lou et al, 2018	acero	0.1	1366*768	386	dúctil
65	Lou et al, 2018	acero	1	1366*768	134	dúctil
66	Puttick, 1959	cobre	1	1366*768	273	dúctil
67	Puttick, 1959	metal	0.05	1366*768	109	dúctil
68	Pineau, Benzerga y Pardoen, 2016	metal	0.001	1366*768	114	dúctil
69	Sun et al, 2021	titanio	0.1	1366*768	384	dúctil
70	Pineau, Benzerga y Pardoen, 2016	acero	0.1	1366*768	94.8	dúctil
71	Sun et al, 2021	titanio	0.0331	1366*768	338	dúctil
72	Lou et al, 2018	acero	0.01	1366*768	454	dúctil
73	Sun et al, 2021	titanio	0.1	1366*768	434	dúctil
74	Sun et al, 2021	titanio	0.0001	1366*768	978	dúctil
75	Sun et al, 2021	titanio	0.1	1366*768	362	dúctil
76	Lou et al, 2018	acero	1	1366*768	327	dúctil
77	Sun et al, 2021	titanio	0.1	1366*768	425	dúctil
78	Sun et al, 2021	titanio	0.1077	1366*768	705	dúctil
79	Pineau, Benzerga y Pardoen, 2016	acero	0.005	1366*768	474	dúctil
80	Pineau, Benzerga y Pardoen, 2016	acero	0.1	1366*768	293	dúctil
81	Pineau, Benzerga y Pardoen, 2016	acero	0.1	1366*768	162	dúctil
82	Pineau, Benzerga y Pardoen, 2016	acero	0.1	1366*768	395	dúctil
83	Pineau, Benzerga y Pardoen, 2016	acero	0.1	1366*768	452	dúctil
84	Pineau, Benzerga y Pardoen, 2016	acero	0.001	1366*768	1220	dúctil

CUADRO 3.4: Características de las imágenes que componen el dataset.

No.	Fuente	Material	Tamaño(mm)	Píxeles	Peso (kb)	Fractura
85	Lou et al., 2018	acero	0.1	1366*768	362	dúctil
86	Puttick, 1959	hierro	0.22	1366*768	547	dúctil
87	Pineau, Benzerga y Pardoën, 2016	acero	0.002	1366*768	63.4	dúctil
88	Lou et al., 2018	acero	1	1366*768	155	dúctil
89	Lou et al., 2018	acero	10	1366*768	741	dúctil
90	Sun et al., 2021	titanio	0.1	1366*768	343	dúctil
91	Sun et al., 2021	metal	0.054	1366*768	127	dúctil
92	Sun et al., 2021	titanio	0.1	1366*768	335	dúctil
93	Sun et al., 2021	titanio	0.1	1366*768	181	dúctil
94	Wcislik y Pała, 2021	metal	0.001	1366*768	539	dúctil
95	Pineau, Benzerga y Pardoën, 2016	acero	0.05	1366*768	300	dúctil
96	Lou et al., 2018	acero	0.01	1366*768	677	dúctil
97	Sun et al., 2021	titanio	0.1	1366*768	254	dúctil
98	Sun et al., 2021	titanio	0.1	1366*768	239	dúctil
99	Pineau, Benzerga y Pardoën, 2016	acero	0.002	1366*768	56.6	dúctil
100	Lou et al., 2018	acero	0.01	1366*768	250	dúctil
101	Sun et al., 2021	titanio	0.1	1366*768	237	dúctil
102	Pineau, Benzerga y Pardoën, 2016	acero	0.002	1366*768	58.6	dúctil
103	Lou et al., 2018	aluminio	1	1366*768	445	dúctil
104	Sun et al., 2021	acero	0.0331	1366*768	164	dúctil
105	Lou et al., 2018	acero	0.01	1366*768	570	dúctil
106	Pineau, Benzerga y Pardoën, 2016	metal	0.1	1366*768	145	dúctil
107	Lou et al., 2018	aluminio	1	1366*768	484	dúctil
108	Lou et al., 2018	aluminio	1	1366*768	326	dúctil
109	Lou et al., 2018	aluminio	1	1366*768	403	dúctil
110	Sun et al., 2021	titanio	0.0832	1366*768	246	dúctil
111	Puttick, 1959	metal	1	1366*768	429	dúctil
112	Puttick, 1959	aluminio	2	1366*768	408	dúctil
113	Puttick, 1959	metal	0.05	1366*768	103	dúctil

CUADRO 3.5: Características de las imágenes que componen el dataset.

No.	Fuente	Material	Tamaño(mm)	Píxeles	Peso (kb)	Fractura
114	Puttick, 1959	cobre	2	1366*768	301	dúctil
115	Pineau, Benzerga y Pardoen, 2016	acero	0.002	1366*768	276	dúctil
116	Wcislik y Pata, 2021	acero	0.1	1366*768	910	dúctil
117	Sun et al., 2021	titanio	0.1	1366*768	437	dúctil
118	Pineau, Benzerga y Pardoen, 2016	acero	0.002	1366*768	50.7	dúctil
119	Sun et al., 2021	titanio	0.1	1366*768	227	dúctil
120	Sun et al., 2021	titanio	0.1	1366*768	331	dúctil
121	Sun et al., 2021	titanio	0.1	1366*768	406	dúctil
122	Sun et al., 2021	titanio	0.1077	1366*768	143	dúctil
123	Puttick, 1959	metal	0.005	1366*768	109	dúctil
124	Puttick, 1959	cobre	0.005	1366*768	577	dúctil
125	Lou et al., 2018	acero	1	1366*768	124	dúctil
126	Lou et al., 2018	acero	1	1366*768	169	dúctil
127	Pineau, Benzerga y Pardoen, 2016	metal	0.005	1366*768	457	dúctil
128	Lou et al., 2018	acero	0.01	1366*768	510	dúctil
129	Sun et al., 2021	titanio	0.1	1366*768	260	dúctil
130	Pineau, Benzerga y Pardoen, 2016	acero	0.002	1366*768	61.5	dúctil

Capítulo 4

Conclusiones y trabajo a futuro.

La tesis que se realizó, se propuso un dataset para el entrenamiento de una red neuronal y también se pusieron conseguir los siguientes objetivos: aprender a leer artículos, realizar estudio de diversos temas para tener una idea clara de todos los temas que se tratan en esta tesis; sobre mecánica de fractura y redes neuronales un tema amplio de tratar, aprender a identificar fracturas por medio de imágenes, también adquirir conocimientos en las herramientas para el Aprendizaje profundo. Repasar y aprender cosas nuevas con respecto a la programación para aumentar la habilidad y saber hacer uso de librerías. Se implementó un software para identificar si una imagen es de una fractura dúctil o frágil, se analizó la fractura de la imagen para así determinar el tipo de fractura que se presentó, también se creó una base de datos donde clasificamos las imágenes en dos tipos fractura dúctil y fractura frágil, otro tema fue con respecto a la programación que se realizó para poder desarrollar una red neuronal de clasificación de imágenes con respecto a lo que necesitamos como fue identificar la fractura.

Con respecto al trabajo futuro en la tesis y como en cualquier otro proyecto de investigación, existen líneas de investigación que quedan abiertas y en las que es posible trabajar más adelante, como enfocar las redes neuronales en otra área o tipo de materia, son el resultado de algunas que han ido surgiendo durante la realización de la tesis.

Algunas líneas de investigación son directamente relacionadas con el trabajo y otras son líneas más generales, que no son objeto de esta tesis, estas líneas pueden servir como opción a trabajos futuros de otros investigadores que les interese la inteligencia artificial. Es muy amplio por lo cual se podría utilizar en otras áreas por ejemplo en medicina para la identificación de fracturas en los huesos, como también identificar otros tipos de fracturas en la mecánica. Con respecto al tipo de red neuronal utilizada, se podrían implementar versiones más avanzadas; por ejemplo, detección y localización de la fractura, así como una clasificación de la imagen píxel por píxel.

Bibliografía

- Abell, Anne B y David A Lange (1998). «Fracture mechanics modeling using images of fracture surfaces». En: *International journal of solids and structures* 35.31-32, págs. 4025-4033.
- Alava, Mikko J, Phani KVV Nukala y Stefano Zapperi (2006). «Statistical models of fracture». En: *Advances in Physics* 55.3-4, págs. 349-476.
- Berzal, Fernando (2018). *Redes Neuronales Artificiales*. Vol. 2. Copyright.
- Besson, Jacques (2010). «Continuum models of ductile fracture: a review». En: *International Journal of Damage Mechanics* 19.1, págs. 3-52.
- Burdekin, Michael y Bernard Crossland (2007). «Alan Arthur Wells Obe Freng». En: *The Royal Society* 53, págs. 365-384.
- Carlsson, A Janne (1973). «A fracture model for surface flaws and certain types of weld defects in ductile materials». En: *Engineering Fracture Mechanics* 5.4, págs. 953-963.
- Chen, Jian-Feng et al. (2021a). «Centrifuge modeling of geosynthetic-encased stone column-supported embankment over soft clay». En: *Geotextiles and Geomembranes* 49.1, págs. 210-221.
- Chen, Jiayao et al. (2021b). «Automated extraction and evaluation of fracture trace maps from rock tunnel face images via deep learning». En: *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences* 142, pág. 104745.
- Cordova, Juan y Wen Yu (2012). «Two types of Haar wavelet neural networks for non-linear system identification». En: *Neural processing letters* 35.3, págs. 283-300.
- Farahmand, Bahram (2001). *Fracture mechanics of metals, composites, welds, and bolted joints: application of LEFM, EPFM, and FMDM theory*. Springer Science & Business Media.
- Field, JE (1971). «Brittle fracture: its study and application». En: *Contemporary Physics* 12.1, págs. 1-31.
- Gdoutos, Emmanuel E (2020). *Fracture mechanics: an introduction*. Vol. 263. Springer Nature.
- Georgescu, Mariana-Iuliana, Radu Tudor Ionescu y Marius Popescu (2019). «Local learning with deep and handcrafted features for facial expression recognition». En: *IEEE Access* 7, págs. 64827-64836.

- Hall, EO (1953). «The brittle fracture of metals». En: *Journal of the Mechanics and Physics of Solids* 1.4, págs. 227-233.
- Hassold, GN y DJ Srolovitz (1989). «Brittle fracture in materials with random defects». En: *Physical Review B* 39.13, pág. 9273.
- Issa, MA y AM Hammad (1994). «Assessment and evaluation of fractal dimension of concrete fracture surface digitized images». En: *Cement and Concrete Research* 24.2, págs. 325-334.
- Klier, E. P. (1950). *Trans. Am. Soc. Metals*. Pennsylvania State College, Mineral Industries Experiment Station.
- Kovalev, Dmitry et al. (2002). «Resonant electronic energy transfer from excitons confined in silicon nanocrystals to oxygen molecules». En: *Physical review letters* 89.13, pág. 137401.
- Krizhevsky, Alex, Ilya Sutskever y Geoffrey E. Hinton (2012). «Imagenet classification with deep convolutional neural networks». En: *Advances in Neural Information Processing Systems*.
- LeCun, Yann y Yoshua Bengio (1995). «The Handbook of Brain Theory and Neural Networks». En: ed. por Michael A. Arbib. Cambridge, MA, USA: MIT Press. Cap. Convolutional Networks for Images, Speech, and Time Series.
- Lew, Andrew J et al. (2021). «Deep learning model to predict fracture mechanisms of graphene». En: *npj 2D Materials and Applications* 5.1, págs. 1-8.
- Li, Yunfei et al. (2018). «Improving deep learning feature with facial texture feature for face recognition». En: *Wireless Personal Communications* 103.2, págs. 1195-1206.
- Lou, Yanshan et al. (2018). «Correlation of the maximum shear stress with micro-mechanisms of ductile fracture for metals with high strength-to-weight ratio». En: *International Journal of Mechanical Sciences* 146, págs. 583-601.
- Monsalve, Alberto (2013). «Griffith y el inicio de la mecánica de la fractura». En: *Departamento de ingeniería metalúrgica*.
- Moore, Bryan A et al. (2018). «Predictive modeling of dynamic fracture growth in brittle materials with machine learning». En: *Computational Materials Science* 148, págs. 46-53.
- Naik, Dayakar L y Ravi Kiran (2019). «Identification and characterization of fracture in metals using machine learning based texture recognition algorithms». En: *Engineering Fracture Mechanics* 219, pág. 106618.
- Nasiri, Sara, Mohammad Reza Khosravani y Kerstin Weinberg (2017). «Fracture mechanics and mechanical fault detection by artificial intelligence methods: A review». En: *Engineering Failure Analysis* 81, págs. 270-293.
- Pineau, André, Amine A Benzerga y Thomas Pardoen (2016). «Failure of metals I: Brittle and ductile fracture». En: *Acta Materialia* 107, págs. 424-483.
- Puttick, KE (1959). «Ductile fracture in metals». En: *Philosophical magazine* 4.44, págs. 964-969.

- Ríos-Sánchez, Belén et al. (2019). «Deep Learning for Facial Recognition on Single Sample per Person Scenarios with Varied Capturing Conditions». En: *Applied Sciences* 9.24, pág. 5474.
- Silva, CA et al. (2014). «Influence of temperature on ductile-fractile behavior». En: *Materials Science Forum* 802, págs. 383-387.
- Simonyan, Karen y Andrew Zisserman (2014). «Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition». En: *CoRR* abs/1409.1556.
- Srivatsan, Tirumalai S, M Ashraf Imam y Raghavan Srinivasan (2012). *Fatigue of Materials II: Advances and Emergences in Understanding*. John Wiley & Sons.
- Stroh, Ao N (1957). «A theory of the fracture of metals». En: *Advances in Physics* 6.24, págs. 418-465.
- Sun, Lei et al. (2021). «Effect of grain size on the ductile-brittle fracture behavior of commercially pure titanium sheet metals». En: *Materials Science and Engineering: A* 822, pág. 141630.
- Szegedy, Christian et al. (jun. de 2015). «Going deeper with convolutions». En: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2015)*. IEEE, págs. 1-9.
- Tensorflow (2015). <https://www.tensorflow.org/?hl=es-419>.
- Triantafyllidis, DG y DP Labridis (2000). «An automatic mesh generator for handling small features in open boundary power transmission line problems using artificial neural networks». En: *Communications in numerical methods in engineering* 16.3, págs. 177-190.
- Wciślik, Wiktor y Robert Pała (2021). «Some microstructural aspects of ductile fracture of metals». En: *Materials* 14.15, pág. 4321.
- Yalçın, Müştak E, Tuba Ayhan y Ramazan Yeniçeri (2020). *Reconfigurable Cellular Neural Networks and Their Applications*. Springer.
- Zhang, Yu-Xiang, Chuan Yu y Klaus Mølmer (2020). «Subradiant bound dimer excited states of emitter chains coupled to a one dimensional waveguide». En: *Physical Review Research* 2.1, pág. 013173.

GLOSARIO

A.

Antagonizar: Dicho de un compuesto: Disminuir la actividad de otro. incurrir o provocar la hostilidad.

B.

Banda de Deslizamiento: Es la propiedad general de la materia según la cual determinadas propiedades físicas, tales como: elasticidad, temperatura, conductividad, velocidad de propagación de la luz, etc. varían según la dirección en que son examinadas.

C.

Cristalina: Que tiene la estructura molecular de los cristales. Limpio, claro, transparente. Hecho de cristal.

Cohesión molecular: es la atracción molecular entre las moléculas de un mismo cuerpo.

Coarticulación: Se refiere genéricamente a los efectos articulatorios y acústicos que se producen entre segmentos fonéticos cercanos en una secuencia oral.

D.

E.

Escisión: División de algo material o inmaterial en dos o más partes, generalmente de valor o importancia semejante.

Empírico: Perteneciente o relativo a la experiencia.

Espectro: Distribución de la intensidad de una radiación en función de una magnitud característica, como la longitud de onda, la energía o la temperatura.

F.

Fatiga: La tendencia de un material a romperse bajo tensión repetida. Molestia ocasionada por un esfuerzo más o menos prolongado o por otras causas, y que en ocasiones produce alteraciones físicas. Pérdida de la resistencia mecánica de un material, al ser sometido largamente a esfuerzos repetidos.

Fractura: Acción y efecto de fracturar. El acto o proceso de ruptura o el estado de ruptura. El aspecto

general de una superficie recién rota de un mineral. Provocar una grieta o fractura en : Dañar o destruir como si se rompiera.

Física: es la ciencia natural que estudia los componentes fundamentales del Universo, la energía, la materia, el espacio-tiempo y las interacciones fundamentales.

G.

H.

Homogéneo: Perteneciente o relativo a un mismo género, poseedor de iguales caracteres.

Dicho de una sustancia o de una mezcla de varias: De composición y estructura uniformes.

Homogeneidad: la calidad o estado de ser de un tipo similar o de tener una estructura o composición uniforme en todo.

I.

J.

K.

L.

M.

Mecánica: Una rama de la ciencia física que se ocupa de la energía y las fuerzas y su efecto en los cuerpos. Parte de la física que trata del equilibrio y del movimiento de los cuerpos sometidos a cualquier fuerza. Pieza o conjunto de piezas que ponen en movimiento una máquina.

Mecánica de fractura: Estudia la capacidad de carga de las estructuras en presencia de defectos iniciales. Los defectos se forman en grietas. Estudia las condiciones de iniciación, crecimiento y detención de las grietas. La mecánica de la fractura se basa en el principio de que todos los materiales contienen defectos iniciales en forma de grietas, huecos o inclusiones que pueden afectar a la capacidad de carga de las estructuras de ingeniería.

Mecánica de materiales: La resistencia del sólido. Es una rama de la mecánica aplicada que trata del

comportamiento de los cuerpos sólidos sometidos a varios tipos de cargas. Trata del desempeño físico de las estructuras.

Mecánica aplicada: estudia problemas que están relacionados con el movimiento de los cuerpos.

Mecánica de sólidos deformables: estudia el comportamiento de los cuerpos sólidos deformables ante diferentes tipos de situaciones como la aplicación de cargas o efectos térmicos.

N.

O.

Oclusión: Cierre completo del canal vocal de una articulación. La obstrucción completa del paso de la respiración en la articulación de un sonido del habla.

P.

Postulado: Una hipótesis presentada como una presuposición, condición o premisa esencial de un tren de razonamiento. Idea o principio sustentado por una persona, un grupo, una organización, etc. Proposición cuya verdad se admite sin pruebas para servir de base en ulteriores razonamientos.

Plausibles: Que admite aprobación o justificación. Que es digno de ser aplaudido o elogiado.

Pedigrí: Un registro que registra una línea de antepasados. El origen y la historia de algo.

Predilección: Cariño especial con que se distingue a alguien o algo entre otros.

Q.

Química: La química es la ciencia que estudia la composición, estructura y propiedades de la materia.

R.

S.

Subyacente: Mentir o estar situado debajo.

Sesgo: Torcido, cortado. Grave, serio en el semblante.

T.

Tensión: Cualquiera de las dos fuerzas de equilibrio que causan o tienden a causar extensión. La tensión resultante del alargamiento de un cuerpo elástico. Estado de un cuerpo sometido a la acción de fuerzas opuestas que lo atraen. Presión en el interior de los sólidos sometidos a esfuerzos.

Trivial: De poco valor o importancia. Que no sobresale de lo ordinario y común, que carece de toda importancia y novedad.

Tácitamente: Secretamente, con silencio y sin ruido.

U.

Ulterior: Situado de la parte de allá de un sitio o territorio. Que se dice, sucede o se ejecuta después de otra cosa.

V.

W.

X.

Y.

Z.

.