



**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MORELOS
INSTITUTO DE INVESTIGACIÓN EN CIENCIAS BÁSICAS Y
APLICADAS**

**CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN INGENIERÍA Y CIENCIAS
APLICADAS**

**Obtención de modelos no lineales para la estimación del daño
en un acero inoxidable con aplicación en álabes fracturados de
turbinas de vapor**

**TESIS PARA OBTENER EL GRADO DE:
DOCTORADO EN INGENIERÍA Y CIENCIAS APLICADAS**

ERNESTO GALINDO CORONADO

**ASESOR: DR. JOSÉ ALFREDO RODRÍGUEZ RAMÍREZ
CO ASESOR: DR. JOSÉ ALFREDO HERNÁNDEZ PÉREZ
DRA. LAURA LILIA CASTRO GÓMEZ
DR. JUAN CARLOS GARCÍA CASTREJÓN
DR. FERNANDO ZENAIDO SIERRA ESPINOSA
DRA. CHRISTIAN MARISOL CLEMENTE MIRAFUENTES
DR. JOSÉ MARÍA RODRÍGUEZ LELIS**

Cuernavaca, Morelos.

Diciembre 2021

Cuernavaca, Morelos, 09 de febrero de 2021.

DR. ROSENBERG JAVIER ROMERO DOMÍNGUEZ
COORDINADOR DEL POSGRADO EN
INGENIERÍA Y CIENCIAS APLICADAS
P R E S E N T E

Atendiendo a la solicitud para emitir DICTAMEN sobre la revisión de la TESIS titulada: Obtención de modelos no lineales para la estimación del daño en un acero inoxidable con aplicación en álabes fracturados de turbinas de vapor, que presenta el alumno **ERNESTO GALINDO CORONADO**, para obtener el título de **DOCTORADO EN INGENIERÍA Y CIENCIAS APLICADAS**.

Nos permitimos informarle que nuestro voto es **APROBATORIO**.

Atentamente
Por una humanidad culta
Una universidad de excelencia

DR. FERNANDO ZENAIDO SIERRA ESPINOSA

DRA. LAURA LILIA CASTRO GÓMEZ

DR. JUAN CARLOS GARCÍA CASTREJÓN

DRA. CHRISTIAN MARISOL CLEMENTE
MIRAFUENTES

DR. JOSÉ MARÍA RODRÍGUEZ LELIS

DR. JOSÉ ALFREDO HERNÁNDEZ PÉREZ

DR. JOSÉ ALFREDO RODRÍGUEZ RAMÍREZ

Se adiciona efirma UAEM

Se expide el presente documento firmado electrónicamente de conformidad con el ACUERDO GENERAL PARA LA CONTINUIDAD DEL FUNCIONAMIENTO DE LA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MORELOS DURANTE LA EMERGENCIA SANITARIA PROVOCADA POR EL VIRUS SARS-COV2 (COVID-19) emitido el 27 de abril del 2020.

El presente documento cuenta con la firma electrónica UAEM del funcionario universitario competente, amparada por un certificado vigente a la fecha de su elaboración y es válido de conformidad con los LINEAMIENTOS EN MATERIA DE FIRMA ELECTRÓNICA PARA LA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE ESTADO DE MORELOS emitidos el 13 de noviembre del 2019 mediante circular No. 32.

Sello electrónico

JOSÉ MARÍA RODRÍGUEZ LELIS | Fecha:2021-03-01 12:33:23 | Firmante

cpQdXwxW6lE8ycnkFbtTy3pja8EL4ghMzsta6KfOB08ytJsGUPk3DooDcLrftVR2o9Hr83zKwOUQkv2Mvw/xKzFUrbWb+5+pdQxx+y4ktGcAG7fodt/IsozTNUePJFAY4ybok1yRDdLzBPj+NxZT8CmSE3/bxlaqyC+I6J/Zw084DvuxuwnuSwSUZLZtncx238/2v+pryu2sCfo4I6+7QQOM4FmH3uWrsyhAEov280D5i8T/0RYnMfN3xxputLiOoymg9es1gzsxXewQlp+UjMj0caSLiViyH0zXjb4KyWG8usTFUGe4X2fEubLT3nRy6odwaAQcTh1xNgz6XssQ==

LAURA LILIA CASTRO GOMEZ | Fecha:2021-03-01 13:09:25 | Firmante

wUz6dW6HeJVA9ajqsmP6OVqQ6h/PHZL/y5VrvcaiaUvssiM99oaZMw2jWqZs6DNWixBDRAeGzRcofGhk/hj26y25H0fat3RqVKCiDQxWILfpDZbs+qTp7aHmZu8MXsu6Ww86GBEvODalFDITIFB0bs5q3ziyK2FHM3k9A33JfXdnmjdW/Qr6UgCTA5B3jcmMbnZDSASrad4KYqoi+1zLAhU2C1/o15O9DZaXBm1qf59PEVJkeRBRI9m+rpS6VLAw0U2oOEU6/onhLuDNPH195tcNZRPBznjuCAeUvEzXB/f5FibY5bQj432ojOGEw6wH2McQJH6ezR2EqgGuZstDLsA==

JOSE ALFREDO RODRIGUEZ RAMIREZ | Fecha:2021-03-01 13:31:33 | Firmante

FpqkpscrRM4mHgY5BkyrOUi5xLatq/ZDaWudf1TnhzPCg01F1gopyxXjSfZ851XWg0CiU0DjyNBu7Pr31F5NOhw5qPFm42NSYoAalARs+DmBY8kBygBgwnzfkYteVhbgW9Kb20U872vQjHUmE02WVWvhjoM1oZRAMxEheIT1SxE1zotYU45KOQ6OQWQHqOOPGbmI8RY2NcWB0hDM2rusipOEnSPWng2DNNYqRyCwbqTY9DQUtBmjhfZ1mfwEYmgXDVaFAMumj+GcVlnNwEUoa20+voPWY6Kk5ZPwHvPZGIFSQ7K1Dz7GULWbZ43dJ1RbTxsdBNY1wH+Ln6XhVXaCapA==

JUAN CARLOS GARCIA CASTREJON | Fecha:2021-03-02 23:15:40 | Firmante

qqo3OBPpjhBy726Tu8ZKk7thElwHwpv89T/JCkAXZOI664+4CJ91c6WhSYua8LpDqVQPpEQP2UX9WJSKX+7WB82NbZaBFNBjwyN98FSi4VFedRIKId4KxhL9JKLJ6k2dOgktcxvjYyEDGZSI0WvPaNFzPyqMwu2m0+4wZkvNLPc6XVZM5ht3q/hx2kcEZSDnuzkPgQyflKyLjrXAYHPSVqkqMBquAMifYBZ+mf7RBK0JG4oQYRreUqsQ8m+BKTLdq0Q/+cwfndOwdjZMhITddAIDtYIz9vH9PNEEQshmwz3J/+gOTDieXo2P3al88slWOstAT89klpqbzTIH7w==

CHRISTIAN MARISOL CLEMENTE MIRAFUENTES | Fecha:2021-03-03 12:08:48 | Firmante

jFSRCEqL1Gp6eNhZ5s2JUeGADb8wvVZ6sx/8elNuAUeuO8YwgagpYeARxXXDtda0PoTs+1wUSBdat57Wu7SGGonHVctkY8ZwBUi5F/4Zetpiz1e2VpiAk/x7WtKI0b8L/QGNKR+MpgCHwYayGuNrtokJSWTOH0sbkQucDW3RsnIXGWjim3Z5dH9p7/OMemrR38u10xFkLsv0PwWg53My3WnquOfdR9yC1FPJ1Hz8TlWmt6Ppo4JBMU0t3saat/+vqGLK5abZ3mRMMrxJbmlZ4eM2ryz37vqsMhBHfFeHB8j71CeJUvU4GLjiWbHkBT2va8sE03o/3hEnLkApkw==

JOSE ALFREDO HERNANDEZ PEREZ | Fecha:2021-03-13 10:34:00 | Firmante

PKCwMaeocZXEhOozHckRkgUaFfjRxcPa0nMF3xp1k8hNsUq/NVNxvs/HcDvYkaWSqmS8cWomd3eBru1zMPjmLmurfiQtXaa6VvAACoasYymAVUQ0zylLjCSncoMjqlOS3bD+mSHdEQnG3Q7Z48HXnMydZKfxFoAbRphgzPYm0ZjfidERB9d4b0eO8ArQoTsaIOu1DTOL+61psr4Nal0C4ELf+MC+bfnuac0bzSbTsvSf5WMI2k7df8vleYU+HBZVnr5CpnGBhsU8xs0JXsYvVLM3ul/MK+3kbb2JfUJc/mD9Kob25ydp7wrS4oFrg9QBB3QkGVBl6SYQuPUGMATlg==

FERNANDO ZENAILO SIERRA ESPINOSA | Fecha:2021-03-15 18:29:24 | Firmante

RCgBxczmJg91gbxa4si+QVNza7JsSub+E2s+1Z+zmWv/juLRcvAJgVpc8cmR6rKNtj/FeCv593+tBQizswLvVnRJCduEk21Evdla0x6CEHw+AnkahD0U0Wbhd7tUUBqTc+OGUplY5wA3VqkddoLuwH5kMoXj80y9U9XWJgDjozBEQMjXfsNUIMB/6+jompp3qU18gkepc0Y35TI/IIHO+2PsEoFiPyYHbTg4hunL09LUXLoxYxqQ/H9i+IXdrWcm9+HTsG6vEzCK+ji0GCQ6qvh8c6cfK6aKVgtjiY6Whw0e8RuxYv32N0m+Ys7OTctXcF1U+C2sptLrFdMjjmg==

Puede verificar la autenticidad del documento en la siguiente dirección electrónica o escaneando el código QR ingresando la siguiente clave:



FZHVgG

<https://efirma.uaem.mx/noRepudio/dJBsB3zG3zxH227diNarAYIIQ6R3XuDg>

RESUMEN

La fractura mecánica es un problema importante que se presenta en diversos tipos de materiales estructurales como los son los aceros inoxidables. Este tipo de materiales son utilizados para la fabricación de álabes de turbinas de vapor debido a su alta resistencia mecánica y gran capacidad anticorrosiva.

Para el diseño de este tipo de componentes, frecuentemente se utilizan las bases de la Mecánica de la Fractura Lineal Elástica (MFLE) con los que se establecen los criterios de diseño considerando como límite el esfuerzo de fluencia del material. No obstante, pocos análisis son realizados considerando la zona elasto-plástica, en donde es presente un cambio significativo en la estructura del material.

Por esta razón, en este trabajo se utilizó como base la Mecánica de la Fractura elasto-plástica para evaluar el comportamiento de un acero inoxidable AISI 410 utilizado en la fabricación de álabes de turbina de vapor. Para la evaluación del comportamiento se realizaron pruebas experimentales utilizando 52 probetas con este tipo de acero sometidas a diferentes cargas por debajo del límite último del material. Las pruebas se realizaron en un banco de flexión rotativa en donde se obtuvieron los valores requeridos para evaluar el comportamiento elasto-plástico y obtener de esta manera la J integral. A su vez, se utilizaron como herramienta para la generación de un modelo que represente el comportamiento de este fenómeno Redes Neuronales Artificiales (RNA) y así realizar un comparativo entre los valores obtenidos experimentalmente y los obtenidos con la RNA. Concluyendo que el modelo obtenido con las RNA es óptimo para la evaluación de este fenómeno.

ABSTRACT

Fracture mechanics is an important problem which occurs in different types of structural materials such as stainless steels. These materials are used for manufacturing steam turbine blades due to their high mechanical strength and high corrosion resistance.

For designing of these components, Linear Elastic Fracture Mechanics (LEFM) bases are frequently used to establish the design criteria considering yield stress of material as a limit. However, few analyses are performed considering elasto-plastic zone, where a significant change in material structure is present.

For this reason, in this work, Elasto-Plastic Fracture Mechanics (EPFM) was used as a basis to evaluate AISI 410 stainless Steel behavior for manufacturing steam turbine blades. For this performance, experimental tests were carried out using 52 specimens with this type of Steel, subjected to different loads below ultimate material limit. The tests were carried out in a rotating bending bench where required values which were obtained to evaluate the elasto-plastic behavior and thus obtain the J integral. At the same time, Artificial Neural Networks (ANN) were used as a tool to generate a model that represents the behavior of this phenomenon in order to compare values obtained experimentally and those obtained with ANN. It was concluded that the model obtained with ANNs is optimal for evaluating this phenomenon.

AGRADECIMIENTOS

Al CONACYT por el apoyo económico otorgado durante la realización de este proyecto de tesis. Al Centro de Investigaciones en Ingeniería y Ciencias Aplicadas (CIICAp) por permitirme formar parte de esta institución.

Al Dr. José Alfredo Rodríguez Ramírez, por la paciencia, la dirección y el apoyo otorgado en este trabajo de tesis.

Al comité revisor de tesis, Dr. José Alfredo Hernández Pérez, Dra. Laura Lilia Castro Gómez, Dr. Juan Carlos García Castrejón, Dr. Fernando Zenaido Sierra Espinosa, Dra. Christian Marisol Clemente Mirafuentes y Dr. José María Rodríguez Lelis por sus conocimientos, su orientación, la paciencia y su motivación que han sido fundamentales para mi formación.

A mis amigos Marco Guzmán, Cristian Marisol, Edgardo, y a todos mis amigos que siempre han estado conmigo en este tiempo y que a pesar de todo y de la distancia la amistad prevalece.

DEDICATORIAS

A mi madre **Ana María Coronado Ortiz** por ser un gran ejemplo, una excelente persona y una gran mujer, gracias mamá por todo tu apoyo incondicional y que a pesar de todo nunca esperas nada a cambio, Dios te bendiga y te cuide por siempre. Te **AMO** mamá, sin tu ayuda no lo hubiera logrado.

A mi Padre **Ernesto Galindo López** por haber sido un gran hombre, excelente ser humano y un buen padre, que, aunque ya no estás conmigo te extraño mucho, te recuerdo y siempre estás en mi corazón.

A ti **Andrea Elizabeth** por ser el mejor regalo que Dios me ha dado en esta vida **TE AMO Y TE ADORO**, tengo la dicha de ser tu papá, no soy el mejor lo sé, pero te quiero con toda mi alma y mi corazón, espero te sientas orgullosa de mí.

A **Paola y Liliana** gracias por ser unas extraordinarias hermanas y apoyarme en todo momento, gracias y las quiero un montón. Gracias a **Aliz y Emmanuel**, los estimo y los quiero mucho.

!!!!!!!**GRACIAS!!!!!!!!!!!!**

Índice

	Página
Capítulo I. Introducción	1
1.1. Definición del problema	1
1.2. Antecedentes	3
1.3. Justificación	7
1.4. Hipótesis	8
1.5. Objetivo general	8
1.5.1 Objetivos específicos	8
Capítulo 2. Marco Teórico	10
2.1. Mecánica de la fractura	10
2.2. Mecánica de la fractura lineal elástica (MFLE)	11
2.2.1. Modos de carga y campos de esfuerzos resultante en la punta de la grieta	12
2.2.2. Criterio de Griffith	14
2.2.3. Factor de intensidad de esfuerzos	19
2.2.4. Tenacidad a la fractura K_C	21
2.2.5. Zona plástica	21
2.2.6. Limitaciones de la MFLE	24
2.3. Mecánica de la fractura elastoplástica (MFEP)	24
2.3.1. La J integral	26

2.3.2. Aplicación de la J integral para el análisis de fractura	30
2.3.3. Limitaciones de la J integral	33
2.4. Redes Neuronales Artificiales	34
2.4.1. Inspiración biológica	36
2.4.2. Características de las RNA	38
2.4.3. Funcionamiento de los nodos	39
2.4.4. Etapa de funcionamiento (feedforward)	40
2.4.5. Aprendizaje y validación	43
Capítulo 3. Metodología	47
3.1. Trabajo Experimental	47
3.1.1. Material y tamaño de probeta	47
3.1.2. Selección del tamaño de muestra	48
3.1.3. Pruebas mecánicas experimentales	49
3.2. Diseño de Red Neuronal Artificial	51
3.2.1. Entrenamiento de la red neuronal	51
3.2.2. Análisis de los resultados del entrenamiento	52
3.2.3. Evaluación del desempeño de la Red Neuronal	52
3.2.4. Alcances del modelo de la red neuronal	52
3.3. Configuración de la Red Neuronal Artificial	55

Capítulo 4. Resultados	57
4.1. Micrografías	57
4.2. Resultados de pruebas experimentales	61
4.3. Análisis estadístico	65
4.4. Comparación estadística y de significancia	67
4.5. Comparación de resultados simulados vs experimentales	69
4.6. Obtención de la ecuación de la red neuronal	70
4.7. Coeficientes obtenidos de la red neuronal	71
4.8. Análisis de sensibilidad	72
Capítulo 5. Conclusiones y recomendaciones	74
Referencias	76

Índice de Tablas

	Página
Tabla 3.1 Propiedades mecánicas del acero AISI 410.	47
Tabla 3.2 Criterio para selección de muestra del acero AISI 410.	48
Tabla 3.3. Condiciones de operación de entrada y salida de la RNA.	55
Tabla 4.1. Datos obtenidos en las pruebas de flexión rotativa.	62
Tabla 4.2. Datos normalizados de parámetros de entrada y salida para la generacion de la RNA.	64
Tabla 4.3. Comparación estadística y de significancia de diferentes arreglos con la RNA.	68
Tabla 4.4. Valores de los pesos y bias de la Red Neuronal.	71
Tabla 4.5. Porcentaje de importancia de las variables de entrada.	72

Índice de Figuras

	Página
Figura 2.1. Modos de desplazamiento de superficies de fractura.	13
Figura 2.2. Placa infinita con discontinuidad elíptica en el centro.	15
Figura 2.3. Energía del sistema en condiciones de tensión uniforme (Griffith, 1921).	18
Figura 2.4. Valor del esfuerzo en la dirección perpendicular al plano de una grieta y extensión de la zona plástica.	22
Figura 2.5. Formas calculadas de la zona plástica para una placa isotrópica en Modo I.	24
Figura 2.6. Carga contra desplazamiento para materiales lineal elástico y no lineal.	25
Figura 2.7. Corrección de Irwin al tamaño de grieta.	25
Figura 2.8. Balance de energía alrededor de una grieta.	27
Figura 2.9. Curva contra desplazamiento de un cuerpo agrietado con deformación elastoplástica.	28
Figura 2.10. Condición para J válida y área utilizada para calcular J .	29
Figura 2.11. Etapas de la fractura dúctil relacionados con J .	32
Figura 2.12. Estructura de una red neuronal artificial.	36

Figura 2.13. Morfología de una neurona.	37
Figura 2.14. Arquitectura de una Red Neuronal Multicapa.	41
Figura 2.15. Feedforward de una capa.	42
Figura 2.16. Feedforward en una red de tres capas	43
Figura 2.17. Etapas y algoritmos para el desarrollo de una red neuronal.	44
Figura 3.1. Dimensiones de probeta de acero AISI 410.	48
Figura 3.2. Maquina de flexión rotativa tipo Moore.	49
Figura 3.3. Variables del modelo RNA para la obtencion de la J integral.	56
Figura 3.4. Arquitectura del modelo RNA para la obtencion de la J integral.	56
Figura 4.1. Probetas con grieta sometidas a diferentes esfuerzos.	58
Figura 4.2. Seccion transversal de probetas.	59
Figura 4.3. Comparación estadística entre los datos de J integral experimentales y simulados.	69

Capítulo I. Introducción

1.1. Definición del problema

Las centrales termoeléctricas que operan en México son las más utilizadas para la generación de energía eléctrica con un 74% del total instalado actualmente (CFE 2019), principalmente por la gran dependencia del consumo de hidrocarburos que se tiene en el país. Por esta razón, es de gran interés realizar análisis del comportamiento de los diferentes componentes que se utilizan en este tipo de plantas para poder mejorar sus diseños, predecir daños e incluso reducir costos de operación.

Uno de los principales componentes que utiliza una central termoeléctrica son las turbinas de vapor que están formadas principalmente por un estator y un rotor, este último conformado por grupos de alabes (alta presión HP y baja presión LP por sus siglas en inglés) unidos a un eje que forman la parte móvil de la turbina. Los alabes al entrar en contacto con el vapor convierten la energía cinética del fluido en energía mecánica generando de esta forma movimiento rotativo, produciendo así, energía eléctrica. Al estar en contacto directo con el fluido de trabajo sufren diferentes tipos de esfuerzos generados por el movimiento cíclico producido por las cargas ejercidas como los esfuerzos estáticos, dinámicos, vibraciones, resonancia, etc.

Al estar continuamente en operación sufren de fatiga mecánica que se presenta principalmente en los alabes de baja presión. Este fenómeno

ocurre cuando trabajan con diferentes fuerzas aplicadas, generando pequeñas grietas que pueden provocar la fractura del alabe. Cabe mencionar que los alabes de las últimas etapas y de baja presión son los más expuestos a este tipo de problema, además de que contribuyen al 10% de la producción total de la unidad y hasta el 15% del total en algunas aplicaciones de ciclo combinado [Mazur et al. 2006].

Por esta razón, el análisis de grietas y detección de defectos es de suma importancia para garantizar la integridad estructural de los componentes utilizados en este tipo de equipos. Para poder realizar un análisis, es necesario considerar los esfuerzos residuales para la evaluación de la vida útil de los elementos que la componen. Por lo anterior, se ha recurrido a diferentes métodos y técnicas de evaluación no destructivas, mediante técnicas experimentales como los rayos X, ondas de ultrasonido, electros copios o análisis mediante la generación de campos magnéticos. En la mayoría de los casos estas técnicas son útiles para detectar la existencia de grietas o defectos, por lo tanto, las técnicas de evaluación cuantitativa no destructiva son una buena opción para evaluar parámetros asociados al tamaño de grieta, forma y localización. Esto representa una forma adecuada para la determinación de la integridad estructural.

Para el análisis del comportamiento de las grietas y fracturas en alabes de turbinas de vapor se han utilizado principalmente las bases de la mecánica de la fractura lineal elástica.

Este trabajo presenta un análisis del comportamiento del material con el que están fabricados los alabes de turbina ante determinadas cargas, utilizando las bases de la mecánica de la fractura elastoplástica y determinar así su comportamiento ante este fenómeno. Las probetas de acero utilizadas para la realización de pruebas experimentales se someterán a diferentes condiciones de carga en un banco de fatiga por flexión rotativa tipo Moore. Además, un modelo basado en RNA es desarrollado para predecir el comportamiento del daño.

1.2. Antecedentes

Existen diferentes autores que han desarrollado análisis sobre el comportamiento elastoplástico en diferentes materiales, así como el uso de redes neuronales artificiales, entre los más destacados se encuentran:

Yuan H. [et al., 2017] Realizaron el análisis en la zona cohesiva de un modelo tridimensional elastoplástico para la propagación de grieta por fatiga. Encontrando que, bajo ciertas condiciones de carga, el crecimiento de grieta por fatiga elastoplástica la Ley de Paris no es factible para los modelos propuestos para la predicción del crecimiento de grieta elastoplástico. Sin embargo, las grietas en tres dimensiones que se consideraron carecían de fundamento y las restricciones de los efectos en la zona cohesiva no pudieron ser analizadas satisfactoriamente.

Giancoli M. [et al., 2009] Realizaron un procedimiento para la estimación de la J integral en tubos agrietados circunferencialmente sometidos a diferentes cargas por flexión y geometrías de grietas en la superficie, basándose en soluciones completamente plásticas. La extensión no lineal del análisis numérico 3D dio como resultado un conjunto de soluciones para J el cual entra directamente dentro del análisis de la rigidez del material.

Mirone G. [2006] estudio el comportamiento del esfuerzo triaxial para el desempeño elastoplástico y dúctil para la predicción de falla, en donde propuso un modelo con reducción de diámetro en el centro para la obtención de curvas de esfuerzo para varios metales corrigiendo los datos experimentales de cada prueba de tensión realizada. Utilizó el criterio de falla dúctil para evaluar el daño en el material y predecir la falla. Realizó veinte pruebas, las cuales se fabricaron con seis metales diferentes y diez formas diferentes de muescas. El cálculo del daño mostró los puntos del material en donde iniciaron las fallas. Las predicciones fueron confirmadas con la observación de micrografías de los huecos en fragmentos pulidos de las probetas fracturadas.

Bian L. [et al., 2013] Realizaron un análisis elastoplástico para la predicción de fractura por esfuerzos y fatiga, obteniendo los esfuerzos críticos de fractura en una placa agrietada sujeta a un modo de cargas mixtas. Con el modelo propuesto, se estimó la magnitud de los esfuerzos críticos de fractura basados en la zona plástica durante la propagación de grieta. Subsecuentemente, con este concepto se aplicó la predicción del crecimiento de grieta debido a las cargas por fatiga.

Con este estudio se pudo cuantificar los intervalos del crecimiento de grieta sin necesidad de determinar los coeficientes empíricos y exponentes experimentales. Esto permitió un mejor entendimiento de los factores que afectan las tasas de crecimiento en una grieta.

Rodríguez J.A. [et al. 2013] utilizaron redes neuronales para predecir la vida útil y aproximar la falla en los alabes de turbinas de vapor, generando un modelo con 6 variables de entrada (esfuerzo de resonancia, frecuencia, esfuerzo dinámico, amortiguamiento, fatiga y esfuerzo principal), 3 capas ocultas y una neurona de salida (vida útil), obteniendo resultados satisfactorios con este arreglo de un $R^2 = 0.9912$ (coeficiente de correlación) y de un RMSE = 0.00022 (error cuadrático medio). Además, se realizó un análisis sensitivo para determinar la variable de entrada con mayor influencia sobre la afectación en la vida útil de los alabes, el resultado fue el esfuerzo de resonancia con un 35.5%. Finalmente se mostró que, con este modelo realizado con redes neuronales, puede ser efectivo para predecir y simular el comportamiento para la evaluación de los ciclos de vida en los alabes de turbinas de vapor.

Horas C. [et al., 2017] aplicaron la técnica de superposición modal combinada con aproximaciones analíticas elastoplásticas para evaluar el inicio de grieta por fatiga en componentes estructurales para el caso local de confinamiento plástico en muescas en donde el comportamiento elástico global del componente prevalece. El submodelado local se evaluó con el fin de evitar el uso de modelos robustos computacionales. Con este tipo de modelos locales solo se

necesita considerarlos bajo condiciones lineales elásticas para la selección de las formas modales de la estructura, siendo el historial de la variable por daño por fatiga programada para la superposición modal para cada evento de carga. Las comparaciones con la integración directa del análisis dinámico elastoplástico confirmaron la factibilidad de la aproximación propuesta.

Cueto M. [et al., 2010] analizaron el comportamiento elasto-plástico de áreas con grietas internas planas presurizadas. El análisis se efectuó desde el metal base, pasando por la zona afectada por el calor hasta el metal depositado. Se considero el endurecimiento cinemático y las propiedades reales del material para cada región, mediante elementos finitos con condiciones no lineales de deformación; determinando las trayectorias de fractura, obteniendo expresiones que permitieron calcular la presión en la grieta y en el tubo, determinando el inicio de grieta que conduce a la fractura.

Alberteris M. [et al., 2007] estudiaron el comportamiento elastoplástico de aceros estructurales con diferentes contenidos de carbono, a través del Ruido Magnético de Barkhausen (MBN). Se encontró que la envolvente de la energía es directamente influenciada por el contenido de carbono. Así como, se demostró que existe una correlación entre el coeficiente de anisotropía magnética y la curva de ensayo mecánico de tracción. Estos efectos se debieron a la dinámica del movimiento de paredes de dominios combinados con los efectos del contenido de carbono y la tracción mecánica sobre la densidad de dislocaciones en

el material. Los resultados mostraron la aplicabilidad del ruido magnético como un ensayo no destructivo.

1.3. Justificación

Actualmente existen diversas metodologías para el análisis de las propiedades mecánicas de los materiales, ya sean mediante análisis destructivos como no destructivos. Dentro de los no destructivos, se encuentra el análisis numérico, el cual complementa las ecuaciones experimentales. Lo anterior debido a que, en ocasiones, se requiere conocer el comportamiento de diversos materiales, ante condiciones de falla críticas, ya que esto resulta de apoyo en el diseño de elementos mecánicos, previniendo fallas catastróficas. Sin embargo, cabe mencionar que no todos los métodos numéricos resultan eficientes en cuanto a tiempo y precisión en el cálculo. En ocasiones son aplicables solo a problemas con determinadas condiciones de frontera, por lo cual surge la necesidad de implementar nuevas metodologías que apoyen a dicho análisis. Hoy en día, se han desarrollado distintos procedimientos que permiten realizar análisis cada vez más complejos y con mayor grado de exactitud en menor tiempo. Algunas técnicas son multidisciplinarias, lo cual, se ve reflejado en los modelos biológicos que han inspirado a la creación de dichas metodologías. La implementación de Redes Neuronales Artificiales o Algoritmos Genéticos, por mencionar solo algunos casos, han sido de gran aceptación para su uso en distintas disciplinas. Si bien, en un principio, las aplicaciones solo habían sido consideradas para campos específicos de la ingeniería, actualmente se han extendido a diferentes áreas como la medicina, la

estadística, la economía, las finanzas, entre otras. Con este trabajo de investigación se pretende utilizar las redes neuronales para la determinación del comportamiento elastoplástico en materiales utilizados en la fabricación de álabes de turbinas de vapor, analizando su comportamiento a dicho problema que presenta un comportamiento no lineal en esta zona de trabajo.

1.4. Hipótesis

Es posible estimar el daño en aceros utilizados para la fabricación de álabes de turbinas de vapor utilizando como herramienta las Redes Neuronales Artificiales.

1.5. Objetivo general

Estimar un modelo matemático con el cual se pueda predecir el daño en un acero inoxidable con aplicación en álabes fracturados de turbinas de vapor considerando zonas plásticas.

1.5.1 Objetivos específicos

1.- Analizar el comportamiento de fractura en la zona elastoplástica en materiales utilizados para la fabricación de álabes de turbinas de vapor.

2.- Evaluar el comportamiento mecánico del acero inoxidable AISI 410, mediante pruebas de fatiga.

3.- Obtener un modelo matemático utilizando Redes Neuronales para predecir y estimar el daño en álabes de turbinas de vapor.

Capítulo 2. Marco Teórico

2.1. Mecánica de la fractura

La mecánica de la fractura estudia la relación entre el tamaño y la forma de una grieta, así como las cargas que propician la fractura de un componente de forma y direcciones definidas. Para ello, se basa en el cálculo de la distribución de esfuerzos, deformaciones, desplazamientos y balances de energía que tienen lugar durante la extensión de una grieta. Para el análisis de la mecánica de la fractura, existen diferentes metodologías dependiendo de la extensión de la deformación plástica que precede a la fractura. De acuerdo con la extensión de la deformación plástica, las categorías de la fractura son:

Fractura lineal elástica: ocurre cuando la extensión de la zona plástica está confinada a una pequeña región frente a la punta de la grieta y la deformación del cuerpo es elástica.

Fractura elastoplástica: ocurre cuando la zona plástica se extiende al total remanente del ancho de la pieza, permaneciendo a una región relativamente estrecha alrededor del plano de la grieta.

Colapso plástico: ocurre cuando la fractura es precedida de deformación plástica generalizada.

La mecánica de la fractura considera que el proceso de fractura inicia con una grieta que se propaga hasta la separación final o fragmentación de la pieza. Si durante la propagación de la grieta, ésta puede detenerse

al disminuir o desaparecer los esfuerzos, se conoce como propagación estable, en cambio si la propagación es rápida y auto acelerada imposible de detenerse se le conoce como propagación inestable.

La mayoría de los componentes estructurales son diseñados y operados en condiciones que no se producen esfuerzos más allá del límite elástico del material, la aproximación más común es la de la Mecánica de la Fractura Lineal Elástica (MFLE).

2.2. Mecánica de la fractura lineal elástica (MFLE)

La mecánica de la fractura introduce una variable adicional al análisis de la resistencia de una estructura, que es el tamaño de la grieta, lo que aumenta el número de interrelaciones que se pueden considerar en un diseño, con respecto al diseño por la mecánica del medio continuo.

El fundamento del análisis de la resistencia residual con base en la MFLE es la aplicación de un parámetro que caracteriza la fractura, conocido como factor de intensidad de esfuerzos (K), el cual expresado en su forma más general se define como:

$$K = Y\sigma\sqrt{\pi a} \quad (1.1)$$

Donde Y es un parámetro que involucra la geometría de la grieta y del componente, a es el tamaño de la grieta y σ es una función que representa la magnitud del esfuerzo en el componente.

El factor de intensidad de esfuerzos (K) es el parámetro que define la magnitud de los esfuerzos en la punta de la grieta si la deformación en el componente es esencialmente elástica. Cuando se alcanza un valor crítico de K , conocido como tenacidad a la fractura (propiedad mecánica del material) y denotado como K_c , ocurre la fractura.

Por lo tanto, el criterio de fractura establece que:

$$\text{Si } K > K_c \text{ ocurrirá la fractura}$$

Si el esfuerzo en el componente es conocido, el criterio de fractura se puede resolver para el tamaño de grieta, obteniendo así el tamaño de grieta que causa la fractura, llamado tamaño crítico. Por otro lado, si mediante inspección no destructiva se determina el tamaño de grieta presente, el criterio de fractura puede ser resuelto para conocer el esfuerzo de fractura, es decir la resistencia residual del componente.

El proceso de agrietamiento a través del tiempo o de los ciclos de servicio, conocido como fractura retardada, también es analizado por la mecánica de la fractura. En este caso, la distribución de los esfuerzos y el campo de deformación alrededor de la grieta, determinaran en conjunto con la condición del material y la interacción con el medio ambiente, la velocidad de crecimiento de grieta.

2.2.1. Modos de carga y campos de esfuerzos resultante en la punta de la grieta.

Existen tres tipos o modos básicos considerados para el análisis de fractura mecánica, siendo el modo I el de los más estudiados, debido a

sus implicaciones en cuanto a diseño de elementos mecánicos se refiere. La figura 2.1 muestra los tres modos de desplazamiento de superficies de fractura en un cuerpo agrietado.

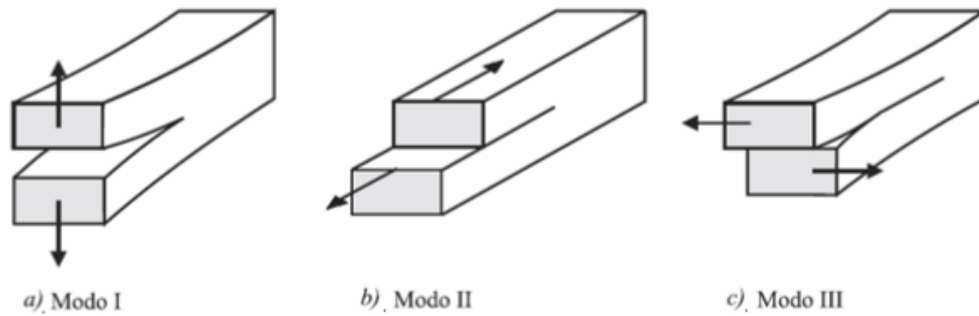


Figura 2.1. Modos de desplazamiento de superficies de fractura
a) Abertura tensil, b) Corte deslizante, c) Corte tangencial

El Modo I o de abertura tensil es de separación. Las cargas son aplicadas de forma perpendicular a las superficies de las grietas, separándolas entre sí. Por la forma de aplicación de las cargas, este es un modo crítico, que se presenta en muchos problemas de ingeniería, debido a que la propagación de grieta es más fácil con relación a los otros dos modos. Por lo anterior, el interés en su análisis tiene mayor atención, así también, son variados los métodos que se han propuesto a lo largo del tiempo.

El Modo II o de deslizamiento, se refiere a la aplicación de una carga de corte, provocando un desplazamiento en dirección perpendicular al borde de la grieta. La aplicación de las cargas es paralela y en sentido contrario una de la otra. Es por ello, que es llamada de deslizamiento, ya que, al aplicar las cargas de forma perpendicular y en sentido

contrario a las superficies, entran en contacto una con la otra, provocando fricción entre ellas.

El Modo III o tangencial, es un modo particular, ya que se aplican las cargas paralelamente al frente de la grieta, produciendo desplazamiento y cizalladura de los labios de la fisura. La peculiaridad de este modo se debe a que, en el ámbito de la ingeniería, se presenta en pocas ocasiones en comparación con el modo I.

2.2.2. Criterio de Griffith

En 1920, Griffith analizó la fractura frágil, basándose en el estudio de sólidos elásticos, empezando con el problema de la rotura de una placa de vidrio. En donde observó, que las fracturas generadas se debían a fisuras superficiales, las cuales provocaban tensiones en los extremos de la placa, por lo que actuaban en estos puntos esfuerzos superiores a los aplicados. Por lo tanto, la fractura del material ocurriría cuando la tensión superaba la resistencia del material.

La Figura 2.2. muestra una placa con una discontinuidad elíptica en su centro de longitud $2a$, la cual es cargada en sus bordes. La anchura de la placa es mayor a $2a$ y el estado en la placa es de estado bidimensional. Por lo que la tensión en la punta de la grieta está dada por:

$$\sigma_{loc} = 2\sigma \sqrt{\frac{a}{p}} \quad (1.2)$$

Donde p es el radio de la curvatura en la punta de la fisura.

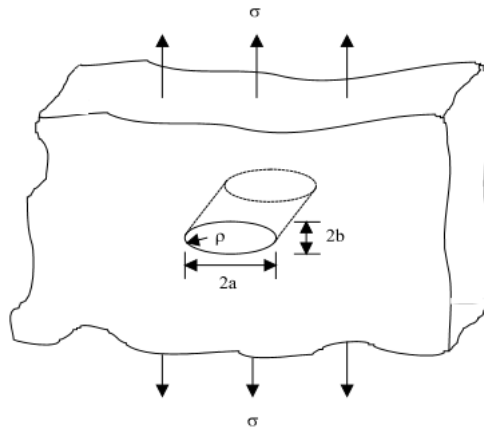


Figura 2.2. Placa infinita con discontinuidad elíptica en el centro.

De acuerdo con las leyes de la termodinámica, cuando un sistema pasa de un estado de no equilibrio a un estado de equilibrio, disminuye la energía local, por lo tanto, se formará una fisura, o bien crecerá, siempre y cuando en este proceso, la energía se transforme en el límite y permanezca constante. Por consiguiente, la configuración crítica mínima para que se produzca la rotura puede definirse como aquella en que la fisura crece bajo condiciones de equilibrio.

La energía asociada con la formación de la grieta puede ser dividida en un término de energía mecánica U_M , y otro la energía superficial U_S . En la ecuación 1.3 se incluye el cambio de la energía elástica del sistema y la disminución en la energía potencial del sistema debido a los desplazamientos de los puntos en que se aplica la carga. Por lo tanto, la energía mecánica es:

$$U_M = U_e + U_A \quad (1.3)$$

En donde U_e es la energía almacenada y U_A es la energía del sistema exterior que introduce la fuerza, la cual puede expresarse como el valor negativo del trabajo asociado con los desplazamientos de los puntos de aplicación de la carga. El término U_S , es la energía que se utiliza para la creación de nuevas superficies de la grieta, por lo tanto:

$$U = U_M + U_S \quad (1.4)$$

El equilibrio termodinámico se alcanza igualando la energía mecánica y la energía superficial en una extensión virtual de la grieta " da ". Al crear nuevas superficies de grieta, la energía superficial del sistema es:

$$\frac{dU_S}{da} > 0 \quad (1.5)$$

Por el contrario, si existe un crecimiento virtual de la longitud de la grieta, la energía mecánica disminuye, es decir:

$$\frac{dU_M}{da} > 0 \quad (1.6)$$

El término mecánico favorece la extensión de la grieta mientras que el superficial se opone. El momento crítico para el comienzo de la extensión de la grieta se alcanzará cuando se cumpla la condición de equilibrio, en que la energía total del sistema no cambia en una extensión virtual de la longitud de la grieta, es decir:

$$\frac{dU}{da} = 0 \quad (1.7)$$

En el criterio de Griffith, se considera una grieta bajo tensión uniforme como la que se observa en la figura 2.3. Para el cálculo de la energía mecánica de este sistema, se puede utilizar la teoría de elasticidad lineal, la cual establece, que para cualquier cuerpo bajo carga constante durante la formación de la grieta se tiene:

$$U_M = -U_e \text{ (Carga constante)} \quad (1.8)$$

En donde el término U_e puede calcularse a partir de las tensiones y deformaciones.

$$U_e = \frac{\pi a^2 \sigma_A^2 B}{E} \quad (1.9)$$

Donde E es el módulo de elasticidad. El término de energía superficial está determinado por la ecuación:

$$U_s = 4aBY_s \quad (1.10)$$

Donde U_s es la energía libre superficial por unidad de área, por lo tanto, la energía total del sistema por unidad de espesor de la placa es:

$$\frac{U(a)}{B} = \frac{\pi a^2 \sigma_A^2}{E} + 4aY_s \quad (1.11)$$

En la figura 2.3 se observa la variación de la energía mecánica $U_M(a)$, la energía superficial $U_s(a)$ y la energía total U , en función de la longitud de grieta.

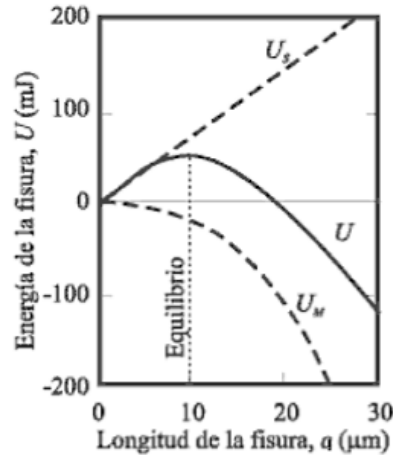


Figura 2.3 Energía del sistema en condiciones de tensión uniforme (Griffith, 1921).

De esta manera, aplicando la condición de equilibrio $du/da = 0$, es posible calcular la condición crítica para la rotura, si la longitud inicial de la grieta es $a = a_0$, el espesor es delgado, en condiciones de esfuerzo plano, entonces la rotura se da cuando $\sigma_A = \sigma_F$, resultando:

$$\sigma_F = \sqrt{\frac{2EU_s}{\pi a_0}} \quad (1.12)$$

El resultado para el caso de una grieta central, sometida a deformación plana es:

$$\sigma_F = \sqrt{\frac{2EU_s}{\pi(1-\nu^2)a_0}} \quad (1.13)$$

Donde a_0 es la longitud de la grieta en la placa y ν el coeficiente de Poisson. Por lo tanto, el criterio de Griffith es una condición necesaria para el análisis de fractura y es adecuado si la punta de la grieta es un vértice donde se interceptan las superficies de la grieta, es decir,

considerando grietas ideales. Sin embargo, estas condiciones no siempre se encuentran en los sólidos reales, ya que sus radios de la punta de la grieta son finitos. [Anglada, et al., 2002].

2.2.3. Factor de intensidad de esfuerzos

En un material isotrópico y linealmente, bajo condiciones de esfuerzo plano o deformación plana, los campos de esfuerzos y deformaciones en la punta de la grieta presentan una singularidad de $r^{1/2}$. Dicha expresión fue desarrollada por [Irwin, 1956], quien demostró que, en la vecindad de la punta de la grieta, el campo de esfuerzos elásticos puede ser expresado de acuerdo con la siguiente expresión:

$$\sigma_{ij} = \frac{K}{\sqrt{2\pi r}} \cdot \sigma_{ij}(\theta) \quad (1.14)$$

$$\epsilon_{ij} = \frac{K}{\sqrt{2\pi r}} \cdot \epsilon_{ij}(\theta) \quad (1.15)$$

Es decir, el campo de esfuerzos en la punta de la grieta en el Modo I está dado por las siguientes ecuaciones:

$$\begin{bmatrix} \sigma_x \\ \sigma_y \end{bmatrix} = \frac{K}{\sqrt{2\pi r}} \cdot \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) \cdot \begin{bmatrix} 1 - \operatorname{sen}\left(\frac{\theta}{2}\right) \cdot \operatorname{sen}\left(\frac{3\theta}{2}\right) \\ 1 + \operatorname{sen}\left(\frac{\theta}{2}\right) \cdot \operatorname{sen}\left(\frac{3\theta}{2}\right) \end{bmatrix} \quad (1.16)$$

$$\tau_{xy} = \frac{K_1}{\sqrt{2\pi r}} \cdot \left(\operatorname{sen}\frac{\theta}{2} \cdot \frac{\cos\theta}{2} \cdot \frac{\cos 3\theta}{2} \right) \quad (1.17)$$

$$\sigma_z = \begin{bmatrix} 0 \\ \nu \cdot (\sigma_x + \sigma_y) \end{bmatrix} \quad \begin{array}{l} \text{Esfuerzo plano} \\ \text{Deformación plana} \end{array} \quad (1.18)$$

Por lo tanto, el factor de intensidad de esfuerzos “K” está dado por la ecuación:

$$K_I = \alpha\sigma\sqrt{\pi a} \quad (1.19)$$

Donde:

K_I = Factor de intensidad de esfuerzos [MPa√m]

α = Factor geométrico [adimensional]

σ = Esfuerzo aplicado [MPa]

a = Tamaño de grieta [m]

Existe una amplia gama de métodos para determinar el factor K [Ortuzar, 1999], los cuales pueden ser obtenidos analíticamente, numéricamente, experimentales. Por otro lado [González, 2004] describe los procedimientos para la determinación de K como: solución analítica, métodos numéricos, integral de limite; métodos experimentales tales como: la flexibilidad, la fotoelasticidad, la extensometría, entre otros y métodos indirectos como: la propagación de grieta por fatiga, el método fractográfico, por mencionar algunos. Dentro de estos procedimientos, se consideran las Redes Neuronales Artificiales (RNA). Los aspectos más importantes para considerar al elegir el método de análisis son: la exactitud que proporciona el método para la resolución del problema, determinada mediante el error cuadrático medio, el tiempo de cálculo, el consumo de recursos computacionales (en el caso de análisis numéricos) y la complejidad en la resolución del problema. Dependiendo del tipo de análisis que se

pretenda realizar, este puede ser destructivo o no destructivo, teniendo en cuenta el costo y el tiempo invertido.

Puede haber distintas soluciones de acuerdo con el modo de carga que se presente en el componente, incluyendo los casos en que se encuentren combinadas.

2.2.4. Tenacidad a la fractura K_{Ic}

La tenacidad a la fractura K_{Ic} o factor de intensidad de esfuerzo crítico es una propiedad que describe la capacidad de un material que contiene una grieta para resistir a la fractura de una forma cuantitativa. Cuando el factor de intensidad de esfuerzos alcanza un valor crítico, ocurre la fractura inestable. Este valor va a depender del material, es decir va a variar con el espesor del material de la muestra hasta alcanzar el límite de la deformación plana.

2.2.5. Zona plástica

La distribución de esfuerzos en la dirección perpendicular al plano de una grieta en modo I, se puede deducir que el esfuerzo de tensión en la punta de la grieta tiende al infinito. Esto no sucede, pues antes el material alcanzará su esfuerzo de cedencia σ_0 y se deformará plásticamente como se muestra en la figura 2.4. La extensión de esta deformación es conocida como zona plástica y su tamaño puede ser calculado en primera instancia sustituyendo el esfuerzo de cedencia en la ecuación del esfuerzo en la dirección normal a la grieta para ($\theta = 0$)

y resolviendo para r se obtiene que la extensión de la zona plástica frente a la grieta (r_p^*) es:

$$r_p^* = \left(\frac{1}{2\pi}\right) \left(\frac{K_I}{\sigma_0}\right)^2 \quad (1.20)$$

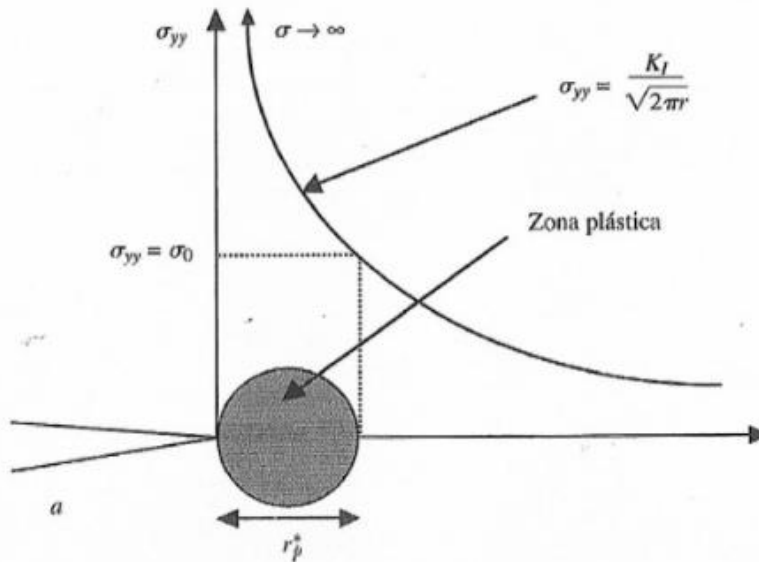


Figura 2.4 Valor del esfuerzo en la dirección perpendicular al plano de una grieta y extensión de la zona plástica.

Uno de los primeros efectos en reconocerse de la formación de la zona plástica es que la grieta se comporte como si fuera un poco más larga. El tamaño de la zona plástica depende de K y éste a su vez depende del tamaño de la grieta. Irwin calculó una corrección al tamaño de la zona plástica, considerando que es el doble del calculado en la ecuación anterior, esto es:

$$r_p^* = \left(\frac{1}{\pi}\right) \left(\frac{K_I}{\sigma_0}\right)^2 \quad (1.21)$$

Sin embargo, el tamaño y forma de la zona plástica son mucho más complejos que la estimación de Irwin y dependiendo principalmente del modo de desplazamiento de la grieta, del estado de esfuerzos y de las características del material (microestructura, textura, tamaño de grano anisotropía, etc.). Por lo tanto, la forma de la zona plástica se puede calcular utilizando el criterio de Von Mises, que establece que habrá deformación plástica si se cumple:

$$\sigma_0 < \frac{1}{2} [(\sigma_1 - \sigma_2)^2 + (\sigma_2 - \sigma_3)^2 + (\sigma_1 - \sigma_3)^2]^{\frac{1}{2}} \quad (1.22)$$

Para condiciones de deformación plana, en el Modo I, la forma de la zona plástica está dada por:

$$r_p = \left(\frac{K^2}{4\pi\sigma_0^2} \right) (1.5 \text{sen}^2\theta + (1 - 2\nu)^2(1 + \text{cos}\theta)) \quad (1.23)$$

La extensión de la zona plástica define las categorías de la fractura. De tal forma que la mecánica de la fractura lineal elástica está restringida en su aplicación a la categoría lineal elástica, por lo que el criterio principal para definir si ésta aplica o no, es el tamaño de la zona plástica. Normalmente el criterio para definir si un cuerpo fractura en condiciones lineal-elásticas está en función del tamaño de la zona plástica en comparación con el espesor y el tamaño de la grieta, como se muestra en la figura 2.5.

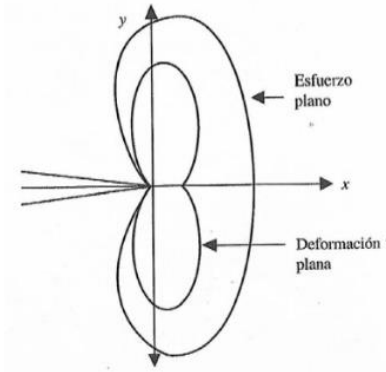


Figura 2.5 Formas calculadas de la zona plástica para una placa isotrópica en Modo I.

2.2.6. Limitaciones de la MFLE

La mecánica de la fractura lineal elástica está basada en el análisis del comportamiento elástico de un cuerpo agrietado, por lo tanto, la MFLE está limitada a situaciones en que la plasticidad este confinada a una pequeña zona frente a la punta de la grieta, previa y durante la fractura. La razón es que la distribución de esfuerzos dada por K no es válida para la zona plástica. Por lo cual la MFLE no es aplicable en materiales muy dúctiles que desarrollan grandes zonas plásticas.

2.3. Mecánica de la fractura elastoplástica (MFEP)

La MFLE puede ser aplicada solo cuando la deformación plástica está limitada a una zona pequeña en la punta de la grieta, de manera que el campo de esfuerzos esta descrito por el factor de intensidad de esfuerzos K y el comportamiento carga contra desplazamiento del cuerpo agrietado es lineal. Cuando el material es muy dúctil, la curva carga contra desplazamientos sufre importantes desviaciones de la

linealidad porque la deformación plástica no tiene una variación lineal con respecto al esfuerzo, como se muestra en la 2.6.

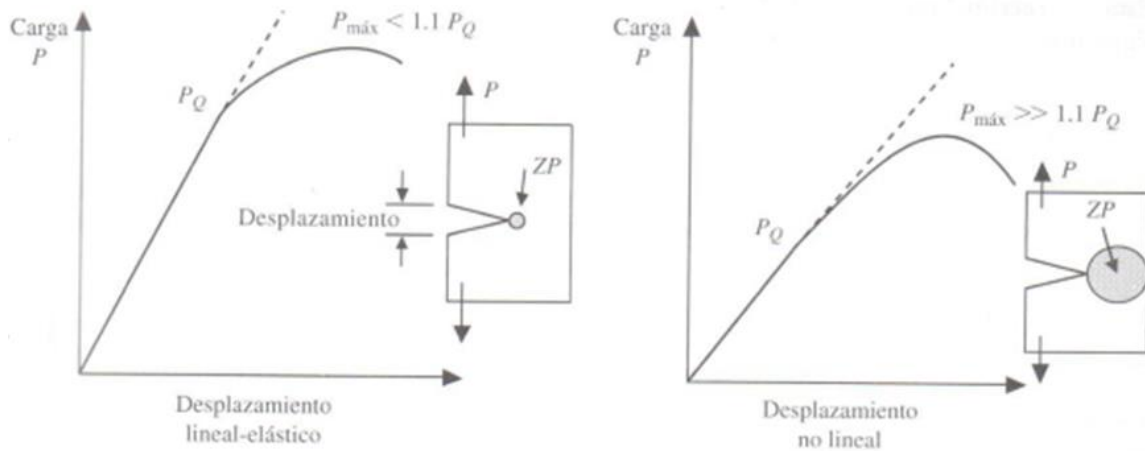


Figura 2.6 Carga contra desplazamiento para materiales lineal elástico y no lineal.

Sin embargo, Irwin, propuso una corrección al suponer que la zona plástica hace que la grieta se comporte como se fuera más larga como se muestra en la figura 2.7.

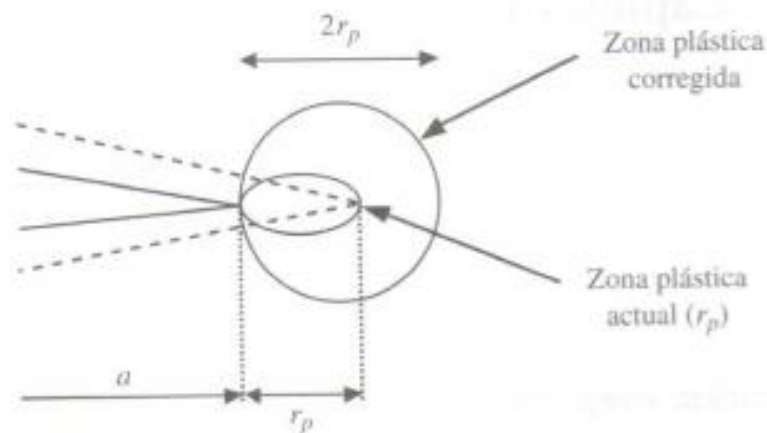


Figura 2.7 Corrección de Irwin al tamaño de grieta.

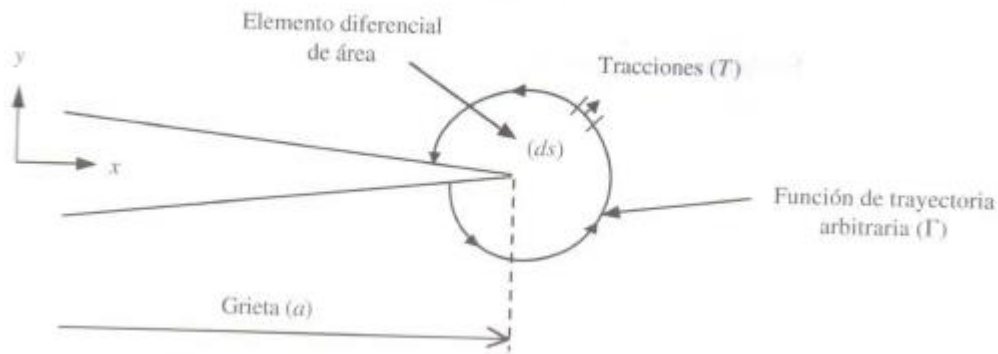
En donde se puede observar que el tamaño efectivo de la grieta es:

$a_{ef} = a + r_p$, donde $r_p = \frac{1}{\pi} \left(\frac{K}{\sigma_0} \right)^2$, de tal forma que de la ecuación 1.19 se tiene:

$$K_I = \alpha \sigma \sqrt{\pi(a + r_p)} \quad (1.24)$$

2.3.1. La J integral

Rice (1960), desarrolló un método de análisis matemático para determinar la energía de fractura de un cuerpo involucrando deformaciones tanto elásticas como plásticas, en donde define la J integral como el parámetro que caracteriza el comportamiento de la grieta en dichas condiciones. Desde de un punto de vista físico, la J integral es el balance de energía en la vecindad de la punta de una grieta. La figura 2.8 describe el balance que existe entre el trabajo suministrado por las tracciones T actuando sobre la superficie (de elementos ds) de una trayectoria cerrada alrededor de la grieta y la energía de las deformaciones realizadas dentro de los límites de esta trayectoria, en una extensión diferencial de la grieta da.



ENERGIA DISPONIBLE	=	TRABAJO EFECTUADO POR LAS TRACCIONES	-	ENERGIA DE DEFORMACION DENTRO DE LA TRAYECTORIA
-----------------------	---	---	---	--

Figura 2.8 Balance de energía alrededor de una grieta.

De acuerdo con Rice la J integral queda definida como:

$$J = \int W dy - \int \bar{T} \frac{\partial u}{\partial x} ds \quad (1.25)$$

Donde T es la tracción sobre un elemento diferencial de superficie ds, a lo largo de una trayectoria Γ y U es la energía de deformación almacenada en el cuerpo y W el trabajo efectuado por:

$$W = \int_0^\epsilon \sigma_{ij} \delta \epsilon_{ij} \quad (1.26)$$

En un diagrama carga contra desplazamiento de un cuerpo agrietado con comportamiento no lineal, (figura 2.9) se puede observar el cambio de energía debido a la extensión de la grieta. Si la carga se incrementa hasta el punto A y el desplazamiento se fija en el punto C como se

muestra en la figura 2.9(a), al existir una extensión de Δa de la grieta, la carga presentará un descenso Δp , hasta el punto B. Por lo tanto, el cambio de energía debido a la extensión de la grieta es el área OAC menos el área OBC (zona sombreada). Por lo tanto:

$$J\Delta_a = \text{Área } OAB = \int \Delta P dv \quad (1.27)$$

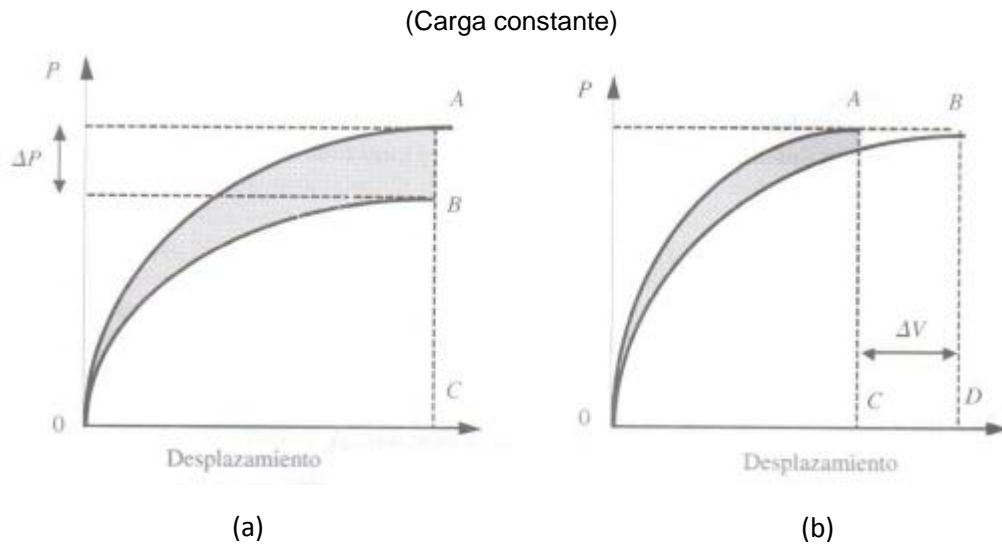


Figura 2.9 Curva contra desplazamiento de un cuerpo agrietado con deformación elastoplástica. El área sombreada representa el cambio de energía debido a una extensión de la grieta. (a) Carga constante y (b) desplazamiento constante.

En cambio, si se considera que la carga se incrementa de nuevo hasta el punto A y queda fija, al ocurrir la extensión de la grieta, el desplazamiento de la abertura de la grieta sufrirá un incremento Δv , figura 2.9(b). En este caso el trabajo hecho ($P\Delta v$) en el área ABCD es negativo, ya que se obtiene un trabajo (desplazamiento de la abertura de la grieta). El incremento de energía es el área OBD menos el área OAC, de tal forma que:

$$J\Delta a = \text{Área } OAB = \int \Delta V dP \quad (1.28)$$

(Desplazamiento constante)

En la práctica la diferencia entre OAB y OCD para a y $a + \Delta a$ puede ser no significativa. Esto ha sido resuelto para condiciones en que la deformación plástica ocurre solo en el ligamento como se muestra en la figura 2.9 y ha sido demostrado que para un espesor B , J está dada por:

$$J = \frac{2A}{B(W - a)} \quad (1.29)$$

Donde A es el área bajo la curva carga contra desplazamiento, limitada por una recta paralela a la porción lineal de la curva, trazada desde el desplazamiento hasta el cual se obtiene J , como se muestra en la figura 2.10.

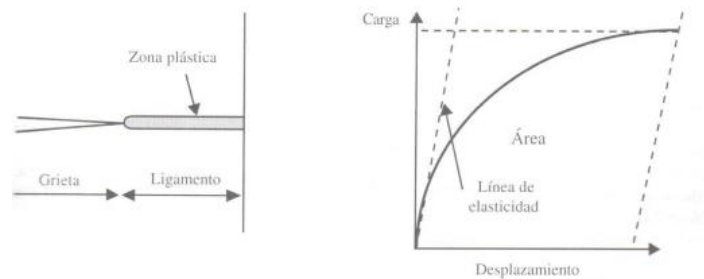


Figura 2.10 Condición para J válida y área utilizada para calcular J .

2.3.2. Aplicación de la J integral para el análisis de fractura

Los valores de J pueden ser utilizados para el análisis de la fractura en donde se tenga una plasticidad no muy extensa:

$$J = \frac{K^2}{E} \text{ para esfuerzo plano} \quad (1.30)$$

en donde E es el módulo de elasticidad del material.

y

$$J = \frac{K^2}{E(1 - \nu^2)} \text{ para deformación plana} \quad (1.31)$$

en donde ν es el coeficiente de Poisson.

Es importante considerar que la J integral describe la fuerza motriz aplicada en la punta de la grieta, en forma análoga a K. El valor de J puede ser obtenido para diferentes geometrías y condiciones de carga por varios métodos tales como la complianza, elementos finitos, etcétera.

Para comprender las condiciones en que se puede aplicar J para el análisis de fractura, debe considerarse un problema elástico no lineal; por lo que ocurre es que el comportamiento de la carga contra el desplazamiento cuando existe plasticidad limitada no es lineal, de ahí que J sea un parámetro que caracteriza el comportamiento elasto-plástico de cuerpos agrietados.

El valor de J determinado experimentalmente depende del esfuerzo de cedencia y de la forma de la curva esfuerzo deformación, los cuales dependen de la condición del material, por lo que J no es tan general en su aplicación como el factor de intensidad de esfuerzos K .

La figura 2.11 presenta el análisis de la fractura de un material elasto-plástico con una grieta de tamaño a_0 , en un principio si $P = 0$, $J = 0$ (punto O). En donde conforme la carga aumenta, J aumenta ($J > 0$) y la punta de la grieta pierde su agudeza en el punto A. Al alcanzar un cierto valor de J , la grieta comienza a extenderse de modo estable (punto B). Este punto se refiere como un J crítico J_c y puede ser utilizado como una medida conservadora de la tenacidad a la fractura dúctil del material, pues se presenta antes de la inestabilidad. Al continuar aumentando la carga, la grieta continúa creciendo, al igual que J . La variación de J con respecto a la cantidad de la extensión de la grieta se le conoce como curva J - R . En donde J_{IC} es el criterio de la propagación estable (pop-in), de manera que el criterio de iniciación de grieta con base en la J integral es:

$$J > J_c$$

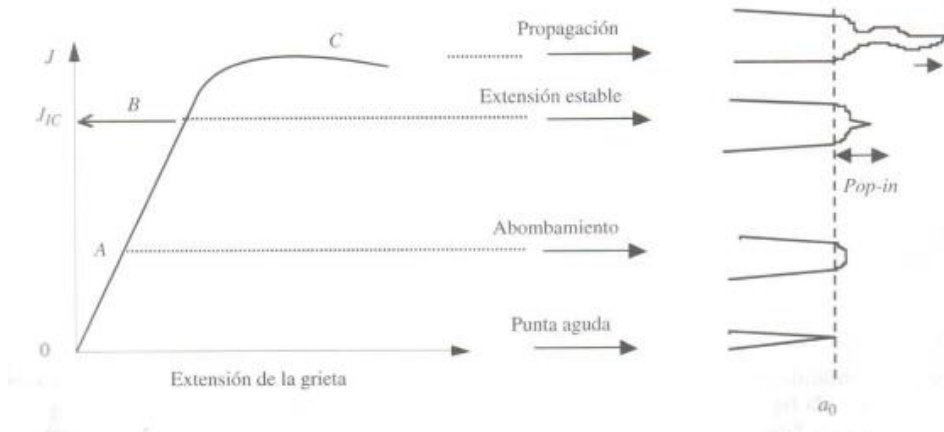


Figura 2.11. Etapas de la fractura dúctil relacionados con J.

Sin embargo, dependiendo de las propiedades del material, la grieta puede presentar una considerable extensión estable antes de que comience a propagarse de manera rápida. De acuerdo con el criterio de energía, la propagación inestable ocurrirá cuando la rapidez de conversión de energía disponible en la punta de la grieta supera la demanda de energía para extender la grieta.

$$\frac{dJ}{da} > \frac{dJ_R}{da} \quad (1.32)$$

Donde J_R es la J para una extensión dada de grieta tomada de la curva J-R. París propuso adimensionalizar el término dJ/da multiplicándolo por $\left(\frac{E}{\sigma^2}\right)$ para emplearlo como criterio de inestabilidad. A este término se definió como Modulo de Ruptura Dúctil, T y se define por:

$$T = \left[\frac{\delta J}{\delta a} \right] \left[\frac{E}{\sigma_0^2} \right] \quad (1.33)$$

Donde σ es el esfuerzo de cedencia, tomando como el promedio del esfuerzo de cedencia y el esfuerzo máximo a tensión. Para materiales con considerable endurecimiento por deformación.

2.3.3. Limitaciones de la J integral

La J integral puede aplicarse al análisis de cualquier comportamiento, el área bajo la curva carga-desplazamiento puede evaluarse independientemente de que la curva sea lineal o no. Por lo que hace que J sea un parámetro general para establecer un criterio de fractura; sin embargo, el valor de J depende del esfuerzo de cedencia y de la forma de la curva de esfuerzo deformación los cuales son condiciones del material. La aplicación de la J está limitada por el tamaño de la zona de proceso de fractura, que debe de ser menor que la zona circundante donde J es válido. El tamaño de la zona de proceso (L) debe de ser pequeño comparado con las dimensiones del cuerpo, además que las condiciones de deformación plana deben de ser mantenidas, de manera que el espesor (B) sea lo suficientemente grande. Por lo tanto, se sugiere que las dimensiones de un cuerpo agrietado para que cumplan con una J válida deben de ser:

$$L = \frac{2J}{\sigma_0} \text{ mucho menor que la dimensión el plano de fractura}$$

$$B > \frac{J}{\sigma_0} \text{ para condiciones de deformación plana}$$

La limitación de J es que depende de las características del comportamiento elasto-plástico del material, a diferencia de K que solo depende del tamaño de grieta, la carga y la geometría, siendo el comportamiento dúctil afectado por la rapidez de la deformación, la temperatura, el endurecimiento por deformación, etcétera.

2.4. Redes Neuronales Artificiales

La información que procesa el cerebro humano llega desde el cuerpo y del exterior, para actuar en consecuencia a partir de reacciones químicas e impulsos eléctricos. Un ejemplo análogo es un microprocesador el cual trata la información en forma de electricidad y la procesa en base a su programación. De esta manera, el cerebro humano puede asociarse a una computadora compuesta de materia orgánica y procesos químicos.

El cerebro no es eficiente para resolver ciertos problemas, como realizar grandes multiplicaciones. Sin embargo, hay otra clase de problemas que las personas pueden resolver de manera mucho más eficiente de lo que una computadora lo puede hacer.

A la hora de comparar cuantitativamente la eficiencia de ambos sistemas, la gran diferencia radica en la velocidad para resolver determinado problema. En este aspecto, la velocidad de las computadoras puede ser un millón de veces superior a la del cerebro humano. Por otro lado, para resolver problemas como el reconocimiento facial, los sistemas neurobiológicos son generalmente más eficientes (Hopfield, 1988).

Otra diferencia entre el cerebro humano y una computadora es la forma de gestionar la información. En donde el cerebro humano tiene un sistema de gestión de información muy complejo, no lineal y paralelo. Por lo tanto, es capaz de realizar muchas operaciones simultáneamente a diferencia de las computadoras, que gestionan datos de manera secuencial.

Por estos motivos se han realizado arquitecturas en el dominio de la inteligencia artificial que se asemejan los sistemas neurobiológicos, como es el caso de las redes neuronales artificiales. La base de estas redes son las neuronas o nodos. A la salida de cada neurona, y a la entrada de la siguiente, hay asociados unos valores llamados pesos y otros valores exclusivamente asociados a cada neurona llamados bias

Las redes funcionan porque cada neurona recibe una serie de entradas a través de interconexiones y salidas. Estas salidas consisten en la suma de cada entrada multiplicada por el peso de su interconexión, más el bias asociada a la neurona. Posteriormente, se le aplica una función de activación, que se utiliza para acotar la salida de la neurona (figura 2.12).

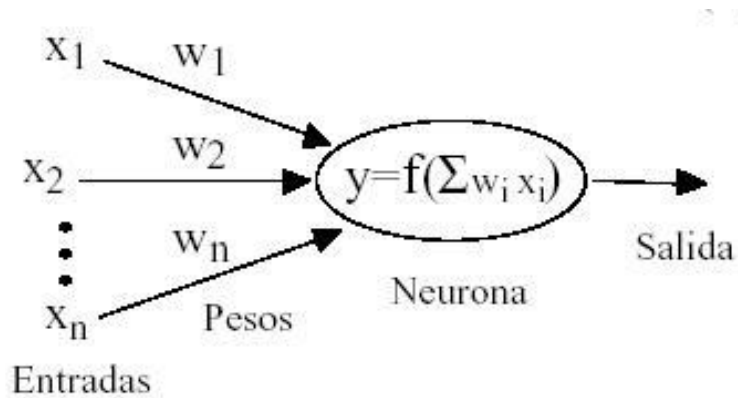


Figura 2.12. Estructura de una red neuronal artificial.

2.4.1. Inspiración biológica

Las redes neuronales artificiales están inspiradas en las neuronas de los seres vivos, las cuales constituyen el sistema nervioso del ser humano y están compuestas por el cuerpo de la célula o soma, donde se encuentra el núcleo. Del cuerpo salen ramificaciones llamadas dendritas, y una fibra más larga llamada axón. Las dendritas se ramifican formando una red densa, mientras que el axón se extiende generalmente alrededor de un centímetro. Además, se ramifica en filamentos mediante los cuales establece conexión con los cuerpos de otras neuronas (a esta extensión se le conoce como sinapsis), en donde cada neurona puede establecer conexión con ciento de miles de otras neuronas (figura 2.13.).

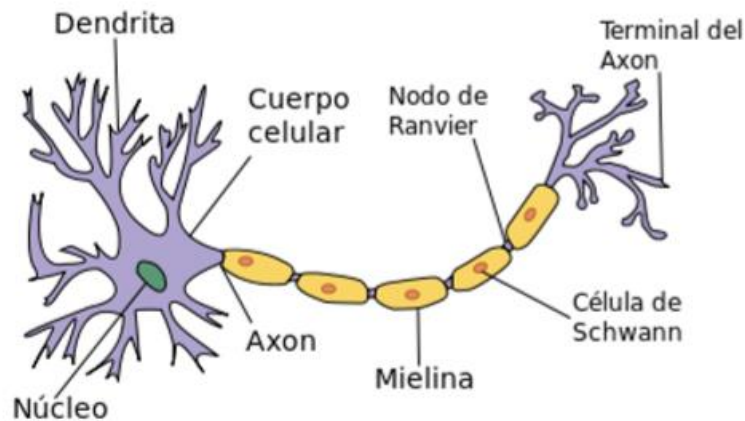


Figura 2.13. Morfología de una neurona.

Las señales se propagan mediante una reacción electroquímica, en donde las sinapsis liberan sustancias químicas transitorias las cuales entran a la dendrita, con lo cual se eleva el potencial eléctrico del cuerpo de la célula. Una vez que se rebasa cierto límite, se envía al axón un impulso eléctrico, el cual se transmite a través de las ramas del axón llegando a la sinapsis y liberando transmisores en los cuerpos de otras neuronas. Las sinapsis que aumentan el potencial se conocen como excitadoras y las que lo disminuyen como inhibidoras.

Una de las características más importantes de las conexiones sinápticas es la plasticidad que es la capacidad para alterar a largo plazo la intensidad de las conexiones como respuesta a un patrón de simulación. Las neuronas establecen, además, conexiones con otras neuronas y a veces con grupos de ellas capaces de migrar de un sitio a otro, lo cual constituye a el fundamento de aprendizaje que tiene el cerebro. Con esto, se puede establecer una similitud directa entre las redes neuronales artificiales y biológicas: las señales que entran a la sinapsis

son las entradas de la neurona, y son ponderadas (atenuadas o excitadas) a través de los pesos y vías; las cuales tienen la capacidad de aprendizaje que es una característica fundamental de ambas redes.

2.4.2. Características de las RNA

Al estar basadas en el funcionamiento del sistema neurobiológico, las RNA presentan un gran número de características semejantes a la del cerebro. Esto hace que se ofrezcan numerosas ventajas, entre las cuales son:

- **Aprendizaje adaptativo.** Se refiere a la capacidad de aprender a realizar tareas basadas en un entrenamiento o en una experiencia inicial. Las redes neuronales son capaces de realizar ciertas labores mediante un entrenamiento a través de patrones ilustrativo, por lo que no es necesaria la elaboración de modelos ni de su programación. Además, son sistemas dinámicos que son capaces de adaptarse a nuevas condiciones.
- **Generalización.** Las redes neuronales pueden manejar información difusa, con ruido o inconsistente. Se puede modificar una red para que lleve a cabo un objetivo específico, autoorganizando la información usada para el reconociendo de patrones. Esto provoca la generalización, propiedad por la cual las redes neuronales responden adecuadamente cuando se les presenta datos o situaciones que no habían manejado

anteriormente, incluso cuando la entrada de la información es incompleta.

- Tolerancia a fallos. Con un pequeño error en la memoria, una computadora puede perder la totalidad de su funcionalidad, ya que almacenan cada pieza de información en un espacio único, localizado y direccionable. Sin embargo, en una red neuronal, la información se encuentra dispersa entre las neuronas, existiendo un cierto grado de redundancia. Por lo tanto, si no se sufren daños en un gran número de neuronas no se produce la caída del sistema. Aunque su comportamiento se vea afectado, con un reentrenamiento de la red las respuestas seguirán siendo las esperadas.
- Operación en tiempo real. Cada vez es mayor la necesidad de realizar las operaciones a la mayor velocidad posible, y las arquitecturas de las redes neuronales permiten el procesamiento de la información en paralelo, lo que agiliza mucho las operaciones. Para que las redes operen en un entorno de tiempo real, el tiempo empleado en la modificación de los pesos debe reducirse lo máximo posible.

2.4.3. Funcionamiento de los nodos

Las RNA están compuestas por nodos conectados entre sí, el funcionamiento aislado de una neurona dentro de la red, puede tener una o varias entradas (X_1, X_2, \dots, X_n) en donde cada entrada se

multiplica por unos valores llamados pesos (W_1, W_2, \dots, W_n). La salida inmediata s de la neurona corresponde con la suma de todas las entradas multiplicadas por los pesos, más otro valor asociado a la neurona llamado bias.

$$s = \sum_{i=0}^{1=n} W_i X_i + b \quad (1.34)$$

La salida inmediata de las neuronas no es el valor que se propagara a los nodos siguientes. Antes, este valor se transforma mediante una función de transferencia $f(x)$, la cual se utiliza para acotar la salida de la neurona. Algunas de las más utilizadas son la función lineal (que equivale a no aplicar ninguna función), función sigmoidea que puede tener un intervalo de valores de $[0,1]$ y la tangente hiperbólica con un intervalo de $[-1,1]$. Por lo tanto, el valor final a de la salida de una neurona es:

$$a = f\left(\sum_{i=0}^{1=n} W_i X_i + b\right) \quad (1.35)$$

2.4.4. Etapa de funcionamiento (feedforward)

Existen diferentes tipos de arquitecturas de redes neuronales, sin embargo, la más utilizada es la red multicapa y en este trabajo se utilizará para la generación de la red neuronal, por lo tanto, se describe a continuación. Este tipo de red es capaz de actuar como aproximador universal de funciones. Puede aproximar cualquier tipo de función o relación continua entre un grupo de variables de entrada y salida. Esta

propiedad convierte a las redes perceptrón multicapa en herramientas de propósito general, flexibles y no lineales (Widrow, B. et al., 1990).

Estas redes están compuestas por una capa de entrada, una capa de salida y una o más capas ocultas. En donde cada entrada llega a todas las neuronas de la primera capa. Las salidas de las neuronas de la primera capa irán hacia todas las neuronas de la segunda capa. Esto se repite hasta llegar a la capa de salida donde se obtienen los valores finales. Por lo tanto, las conexiones son siempre hacia adelante, no hay conexiones laterales ni conexiones hacia atrás. La figura 2.14 muestra una red de tres capas. La cual tiene tres entradas, cinco neuronas en la primera capa, seis neuronas en la capa oculta y tres salidas.

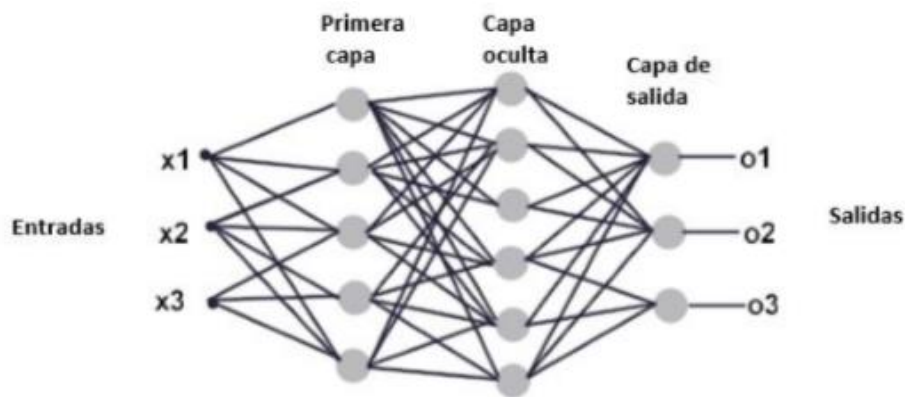


Figura 2.14. Arquitectura de una Red Neuronal Multicapa.

De tal forma, para una capa de la red, se tiene unas entradas E_1, E_2, \dots, E_R que van a las neuronas de dicha capa. El peso de conexión entre la neurona i de la capa anterior, la neurona j de la capa tratada es w_{ij} y el bias de la neurona j de esta misma capa es b_j . Por lo cual, la salida inmediata de la neurona j de la capa que se trata es:

$$s_j = \sum_{i=1}^R W_{ij}E_i + b_j \quad (1.36)$$

Este valor no se propaga a las neuronas de la siguiente capa, ya que antes se debe aplicar una función de transferencia. Por lo tanto, la salida final de la neurona j de una capa determinada es:

$$a_j = f\left(\sum_{i=1}^R W_{ij}E_i + b_j\right) \quad (1.37)$$

Este proceso se muestra en la figura 2.15.

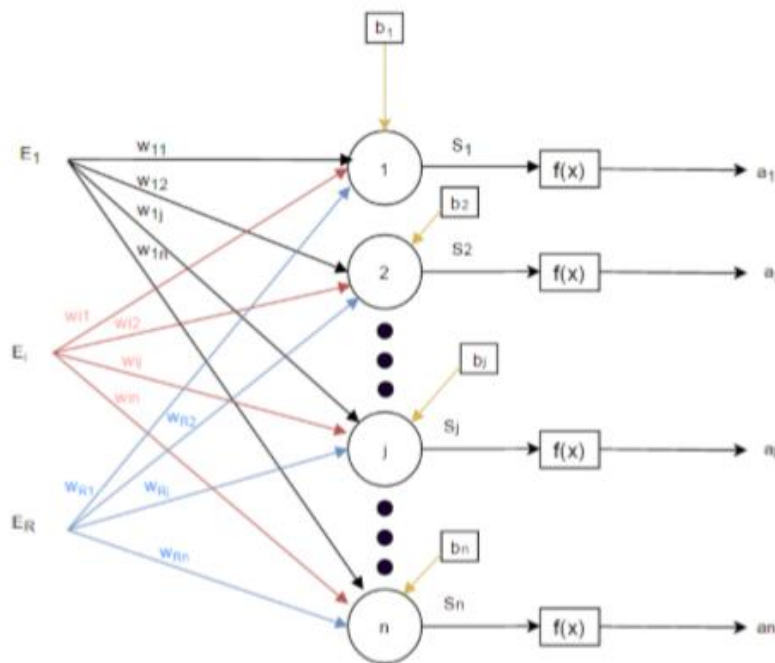


Figura 2.15. Feedforward de una capa.

La propagación y transformación de los valores de entrada de la red hasta la salida pasando por las neuronas se denomina *feedforward*. En

la figura 2.16 se muestra este proceso en una red neuronal de tres capas.

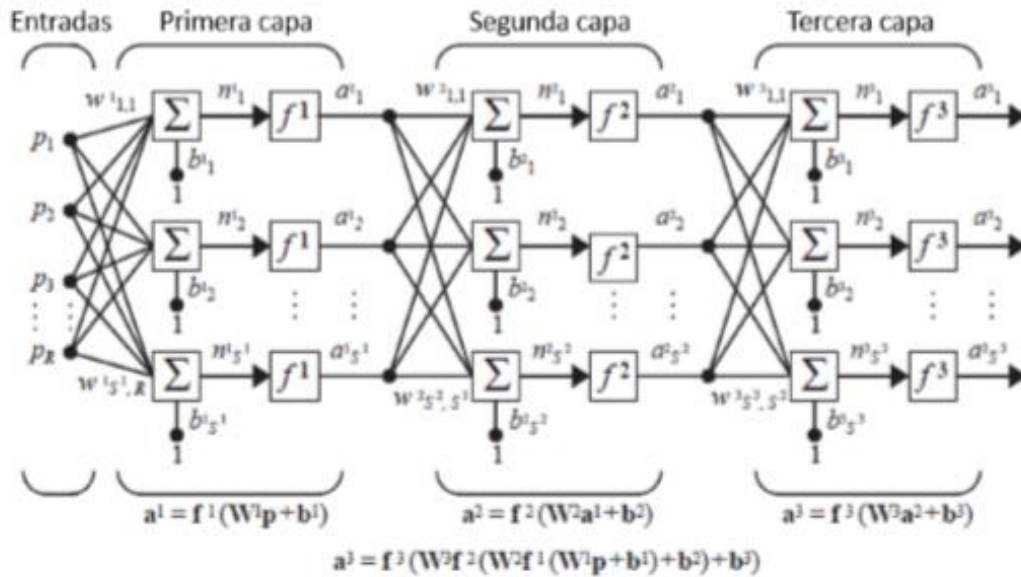


Figura 2.16. Feedforward en una red de tres capas. Los superíndices representan el número de la capa.

De esta manera los valores de entrada (p_1, p_2, \dots, p_R) pasan a través de la red neuronal y se obtiene las salidas de la red (a_1, a_2, \dots, a_R).

2.4.5. Aprendizaje y validación

Para tener una red neuronal que funcione según la aplicación que se requiere, se debe realizar un aprendizaje con patrones conocidos. Además, se deben obtener los valores de pesos y bias que lo permitan, a este proceso se le conoce como entrenamiento de la red. En este punto las entradas que se le dan a la red son conocidas (patrones de entrada), y por lo tanto se esperan determinadas salidas. De esta forma,

se van modificando los pesos a medida que se le proporciona a la red patrones de entrada, para que la salida se acerque cada vez más a la deseada.

Una vez que se ha entrenado a la red, debe comprobarse su correcto funcionamiento con un conjunto de entradas y salidas distintas a los de entrenamiento llamados conjunto de prueba. Una vez verificado el conjunto de prueba, la red neuronal estará lista para su validación en la aplicación entrenada.

En la etapa de entrenamiento, cuando se presenta a la red un patrón de entrada, este se propaga a través de la red, hasta obtener una salida (feedforward). En seguida, tiene lugar el aprendizaje, donde se modifican los pesos de la red de manera que coincida la salida deseada con la salida obtenida por la red. Una manera de hacer esto es mediante el algoritmo de *backpropagation*. La figura 2.17 se muestra las etapas y algoritmos asociados en el desarrollo de una red neuronal artificial.

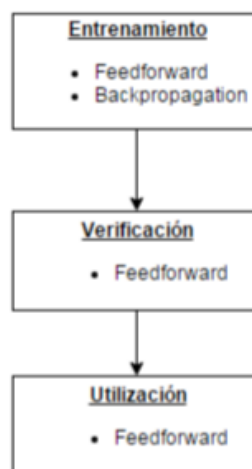


Figura 2.17. Etapas y algoritmos para el desarrollo de una red neuronal.

En donde el algoritmo backpropagation permite la modificación de pesos y bias para que las salidas sean las deseadas durante la etapa de entrenamiento de una red neuronal. El objetivo de este método de aprendizaje es hacer mínimo el error entre la salida obtenida por la red y la salida deseada, ante la presentación de un conjunto de patrones de entrenamiento. La idea de este algoritmo es modificar los pesos y las bias de manera que el error vaya disminuyendo, para lo cual utiliza el gradiente del error respecto a los pesos. El gradiente toma la dirección que determina el incremento más rápido del error, mientras que la dirección opuesta determina decremento más rápido. Por lo tanto, el error puede reducirse ajustando cada peso en la dirección:

$$-\frac{\delta E}{\delta w_{ij}} \quad (1.38)$$

Donde w_{ij} es el peso de la conexión entre neuronas i y j . En donde el subíndice j indica el número de neurona j de la capa que se está tratando, y el subíndice i indica la neurona i de la capa anterior a la que se trata, o en su caso las entradas de la red.

En resumen, se puede decir que para utilizar una red neuronal artificial, el primer paso es el entrenamiento. En él, se presentan un conjunto de entradas y salidas conocidas, que se propagan a través de la red hasta obtener ciertas salidas (feedforward), para a continuación modificar los pesos y bias de manera que la salida coincida con la deseada (backpropagation). El segundo paso trata de verificar la red mediante un conjunto de entradas y salidas también conocidas, haciendo de igual

forma feedforward, pero sin necesidad de backpropagation, ya que en un principio la red ya está entrenada correctamente. Si las salidas de la etapa de prueba son las esperadas, se procede a la validación para la aplicación deseada de la red neuronal. En ella, se tendrán unas entradas que se propagarán mediante feedforward, obteniendo correctamente las entradas.

Capítulo 3. Metodología

En este capítulo se describen las pruebas por fatiga en un banco de flexión rotativa tipo Moore, realizadas en un acero inoxidable AISI 410 SS utilizado en la fabricación de álabes de turbina de vapor. Posteriormente, se generó una base datos con la información obtenida de las pruebas experimentales para el diseño e implementación de una Red Neuronal Artificial.

3.1. Trabajo Experimental.

En esta sección se describen los pasos generales que se llevaron a cabo en el trabajo experimental, así como el realizado para el diseño de la RNA para la obtención de un modelo matemático. El análisis experimental, se realizó de acuerdo con los procedimientos descritos en las normas ASTM E466 y ASTM E739, para definir el número de probetas necesarias para las pruebas de laboratorio.

3.1.1. Material y tamaño de probeta.

El material utilizado para el análisis del comportamiento de fractura mecánica fue el acero AISI 410 SS el cual tiene las propiedades mecánicas.

Tabla 3.1 Propiedades mecánicas del acero AISI 410.

Esfuerzo último (MPa)	Esfuerzo de fluencia (MPa)	Elongación (%)	Reducción de área (%)
834	721	12	40

La fabricación de probetas se realizó de acuerdo con la norma ASTM E466. Las dimensiones en milímetros y la forma de la probeta se muestran en la figura 3.1.

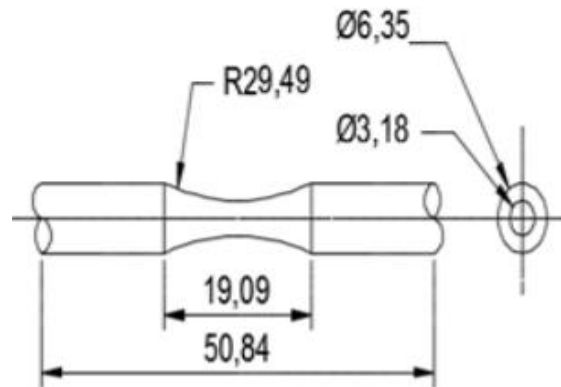


Figura 3.1. Dimensiones de probeta de acero AISI 410.

3.1.2. Selección del tamaño de muestra

La norma ASTM E739-91 establece el criterio para la selección del tamaño de la muestra para pruebas de fatiga como se muestra en la tabla 3.2. Con base a la norma, el tamaño de la muestra puede ser definido de acuerdo con los siguientes criterios.

Tabla 3.2 Criterio para selección de muestra del acero AISI 410.

Aplicación de datos	Número de muestras
Pruebas preliminares exploratorias	12 a 33
Investigación y desarrollo de componentes	33 a 50
Diseño con datos confiables	50 a 75
Datos de alta confiabilidad	75 a 88

Para las pruebas experimentales realizadas se seleccionó el tercer criterio de diseño de datos confiables de 50 a 75 muestras. Este número

se seleccionó de acuerdo con la cantidad de datos para dar confiabilidad a los resultados obtenidos.

3.1.3. Pruebas mecánicas experimentales.

En la preparación de probetas se utilizaron técnicas convencionales de desbaste y pulido. Las probetas se limpiaron de acuerdo con la norma (ASTM G31, 1995), primero con agua destilada y después con acetona.

Las pruebas de fatiga fueron realizadas en una máquina de flexión rotativa tipo Moore a una frecuencia de 20 Hz como se muestra en la figura 3.2.

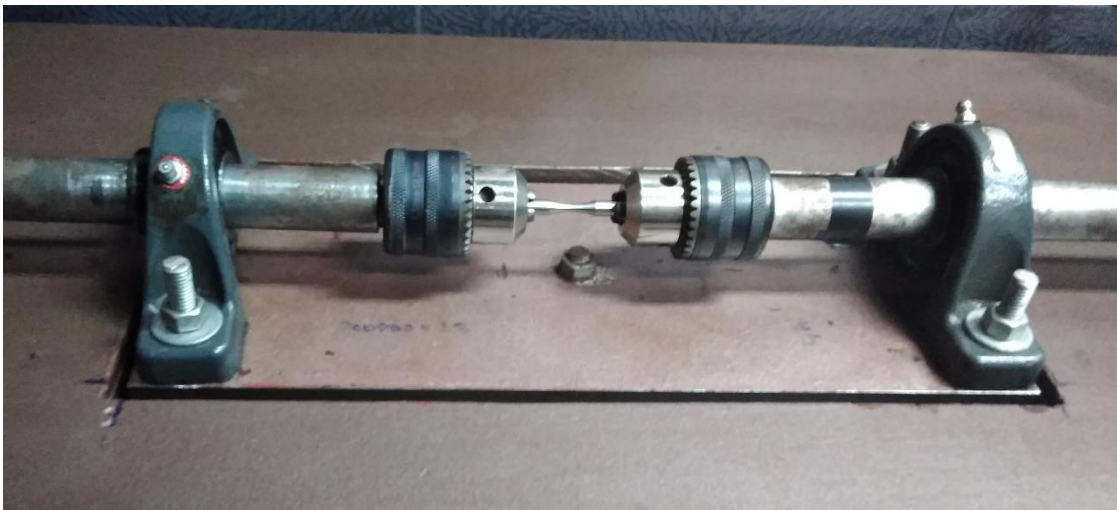


Figura 3.2. Máquina de flexión rotativa tipo Moore.

Para realizar cada una de las pruebas se utilizaron los siguientes parámetros para ajustar la carga aplicada en cada probeta.

El esfuerzo de flexión se determinó de acuerdo con la siguiente ecuación:

$$S = \frac{Mc}{I} \quad (2.1)$$

En donde:

M = Momento flector en la probeta debido a la carga aplicada.

c = Radio del cuello de la probeta.

I = Momento polar de inercia.

El momento crítico aplicado sobre la probeta se encuentra en la parte central debido a la magnitud del brazo de momento y a la sección transversal que genera los esfuerzos por la carga. El momento se determina por la siguiente ecuación.

$$M = \frac{P}{2a} \quad (2.2)$$

En donde:

P = Carga aplicada en la probeta

a = Distancia entre chumaceras

Las pruebas se realizaron con diferentes niveles de esfuerzo con una frecuencia de operación de 20 Hz (1200rpm) y un número total de 52 probetas con un acero AISI 410. Los niveles de carga para cada prueba se determinaron a partir del esfuerzo último del acero inoxidable.

3.2. Diseño de Red Neuronal Artificial.

Para el diseño de una Red Neuronal existen una serie de parámetros que deben de definirse, tales como el algoritmo de entrenamiento, la determinación de la base de datos, número de épocas, número de neuronas en la capa oculta, etcétera.

3.2.1. Entrenamiento de la red neuronal.

Para el entrenamiento de la red, es necesario definir sus características como el número de entradas, así como el número de salidas. También es necesario definir el número de capas ocultas y neuronas por cada capa oculta que proporcionen mayor exactitud en los resultados del entrenamiento de la red y el número de épocas o ciclos de entrenamiento, así como el error máximo esperado; la función de transferencia y el tipo de red, si es supervisada o no supervisada. Sin embargo, existen más parámetros que pueden variar al programar una RNA, los cuales, inclusive utilizando el mismo modelo, proporciona resultados diferentes, en cuanto a error y tipo de entrenamiento. Es importante especificar la cantidad de datos que la red ocupará para el entrenamiento, y la cantidad de datos que utilizará para validar la red.

Para entrenar la red, existen diferentes programas computacionales que permiten llevar a cabo esta tarea. En algunos programas se puede programar la red, debido a las características específicas de cada uno y su aplicación. Algunos programas como MATLAB o MATHCAD permiten desarrollar este proceso mediante herramientas diseñadas

para aplicaciones de Redes Neuronales. Para este trabajo se utilizó Matlab 2016.

3.2.2. Análisis de los resultados del entrenamiento.

El motivo de esta fase es para evaluar si la red fue capaz de aprender mediante la fase de entrenamiento y a través de los datos con que esto se llevó a cabo. De igual forma se verifica el error que obtuvo la red y el tiempo de cálculo necesario.

3.2.3. Evaluación del desempeño de la Red Neuronal.

Esta es una fase de verificación, en la cual, los datos obtenidos de la red se comparan con los datos obtenidos experimentalmente. En el caso de que la red no presente la eficiencia deseada, verificable por medio de un bajo porcentaje de error, se procede a modificar los parámetros de diseño de la red. Para este estudio se evaluó y analizó el comportamiento de la RNA mediante el entrenamiento del algoritmo Levenberg-Marquardt.

3.2.4. Alcances del modelo de la red neuronal

Para el diseño de la RNA propuesta, las variables que se establecen como datos de entrada son el tamaño de grieta (a), el factor de intensidad de esfuerzos (K), el esfuerzo (σ) y los ciclos (N). Algunos de los parámetros que se pueden modificar para el entrenamiento de una red son: las funciones de inicialización de las capas ocultas, las

funciones de aprendizaje, las funciones de entrenamiento, las funciones de transferencia, las funciones de peso, así como el modelo de análisis. A continuación, se describen las características de los parámetros de la red que se programaron:

Datos de entrenamiento, validación y prueba. La red neuronal se entrenó con 36 datos del cálculo de J integral, los cuales corresponden a los datos de salida y 36 datos de entrada de a , K , σ y N , de los cuales forman el 70% del conjunto de datos para entrenamiento, 15% fueron para el conjunto de datos de validación y el 15% restante para el conjunto de datos de prueba.

Función de transferencia. Para el análisis se propone la aplicación de la función tangente hiperbólica sigmoidea debido a que da un intervalo mayor de solución con respecto a otras funciones como se mencionó anteriormente. Sin embargo, los resultados varían en función del algoritmo de entrenamiento, de acuerdo con varios ensayos a fin de obtener los mejores resultados. Cabe mencionar, que actualmente no existe una metodología concreta, con un alto grado de validez y confiabilidad que permita definir la arquitectura de la red para cada problema en específico, por ejemplo, número de capas ocultas, épocas, número de neuronas en cada capa oculta, etc. Por lo tanto, se deben estar variando hasta definir los mejores valores de entrenamiento, debido a que es un procedimiento heurístico, la forma de verificación es a través de varios ensayos a prueba y error, hasta obtener la convergencia.

Numero de épocas. Se define para cada algoritmo, el número de épocas para el entrenamiento del algoritmo a verificar y si la red converge antes de que se cumpla el número de épocas especificadas, el entrenamiento se detiene, lo que quiere decir que la red ha aprendido.

Criterios para determinar el fin de la fase de entrenamiento. Esta termina cuando se cumple el número de épocas, aun si la red no converge al menor valor del error especificado, o cuando por medio de los datos de verificación se comprueba que la red converge, deteniéndose aun si no se han cumplido el número de épocas especificadas.

Valor del gradiente mínimo. Para este caso de estudio se propone un valor de 1×10^{-6} .

Capa oculta. Se proponen hacer diferentes pruebas variando el número de neuronas en la capa oculta hasta encontrar los valores óptimos de Coeficiente de Determinación (R^2), Error medio absoluto porcentual (MAPE) y el Error Medio de la Raíz Cuadrada (RMSE).

Con los datos anteriores se plantea entrenar una red de Retropropagación considerando el algoritmo Levenberg-Marquardt, debido a que en la literatura se ha reportado gran eficacia para la resolución de una gran variedad de problemas ingenieriles.

3.3. Configuración de la Red Neuronal Artificial

Se desarrollaron diferentes modelos basados en redes neuronales artificiales para obtener la J integral para predecir el comportamiento elastoplástico del acero AISI 410. Las variables de entrada fueron 4 las cuales fueron: esfuerzo, tamaño de grieta, factor de intensidad de esfuerzos y número de ciclos. Cabe mencionar que se usaron como función de transferencia en la capa oculta la función tangencial hiperbólica (tansig) mientras que para la capa de salida se utilizó la función lineal purelin.

La tabla 3.3 muestra los intervalos de cada una de las variables de entrada con lo que se programó la RNA.

Tabla 3.3. Condiciones de operación de entrada y salida de la RNA.

Variables experimentales		Intervalos de operación	Unidades
ENTRADA	Esfuerzo	127 - 766	(MPa)
	Tamaño de grieta	1.4E-3 - 2.2E-6	(m)
	Factor de Intensidad de esfuerzos	1.07 - 33	(MPavm)
	Numero de ciclos	1000 - 88030	NA
SALIDA	J integral	5.0E-3 - 5.4E-6	(N/m)

La figura 3.3 y 3.4 muestran la configuración de las variables de entrada y de salida de las pruebas experimentales con las probetas de acero AISI 410 y la arquitectura de la RNA respectivamente.

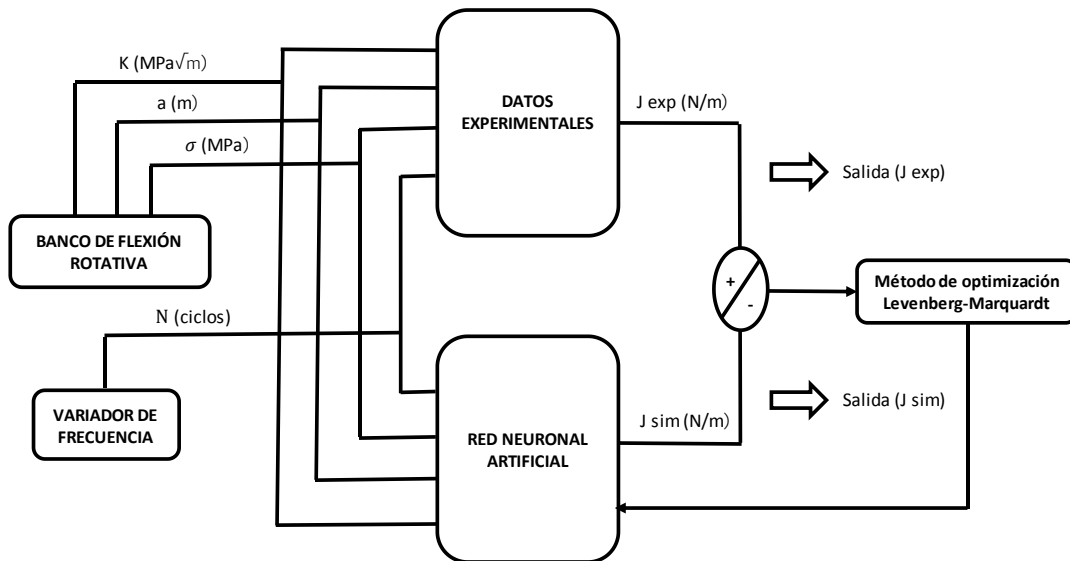


Figura 3.3. Variables del modelo RNA para la obtención de la J integral.

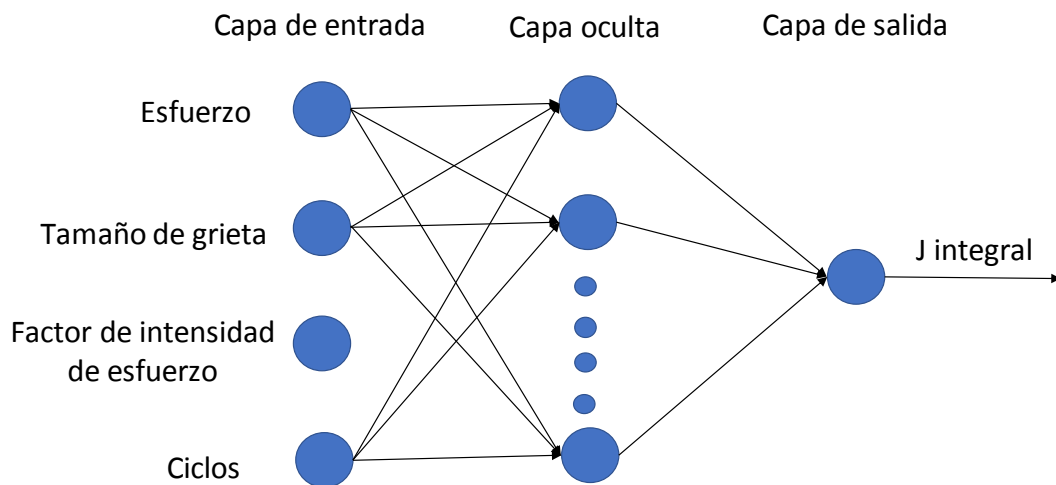


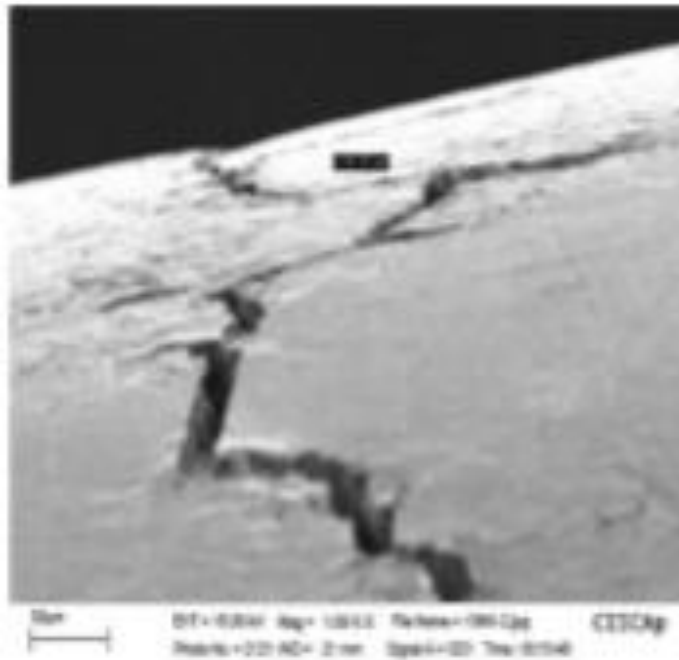
Figura 3.4. Arquitectura del modelo RNA para la obtención de la J integral.

Capítulo 4. Resultados

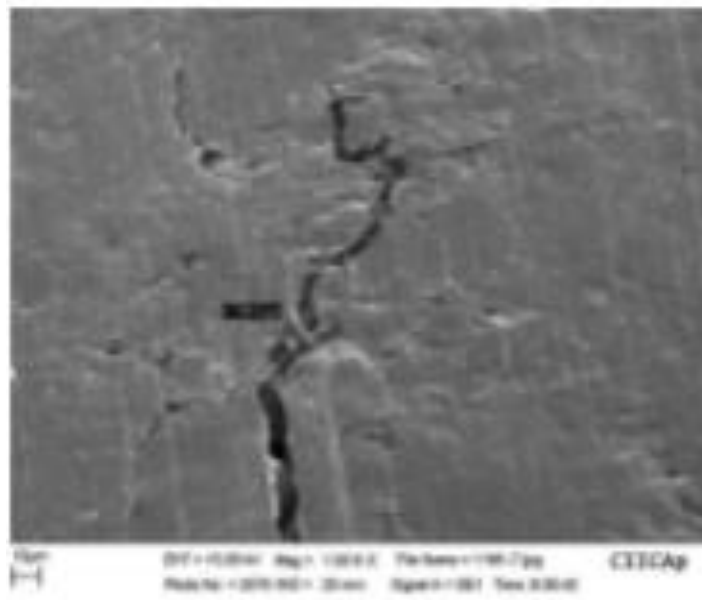
En este capítulo se muestran algunas micrografías de las probetas obtenidas en el FSEM del CIICAp y la base de datos generada a partir de las variables de entrada, así como la obtención de la J integral. Además, se presentan las diferentes configuraciones realizadas para la generación de la RNA y se determinó que el modelo óptimo fue el que obtuvo los mejores resultados en las pruebas estadísticas. Las cuales consistieron en obtener el Coeficiente de Correlación (R_2), el Error Medio Absoluto Porcentual (MAPE) y el Error Medio de la Raíz Cuadrada (RMSE).

4.1. Micrografías

En la figura 4.1 se muestran las imágenes de las grietas en la superficie de dos probetas sometidas a diferentes esfuerzos. Se puede apreciar que existen ramificaciones de grietas debido a la variación de carga, las zonas más notorias son en donde existe mayor aplicación de carga originando así el crecimiento de grieta.

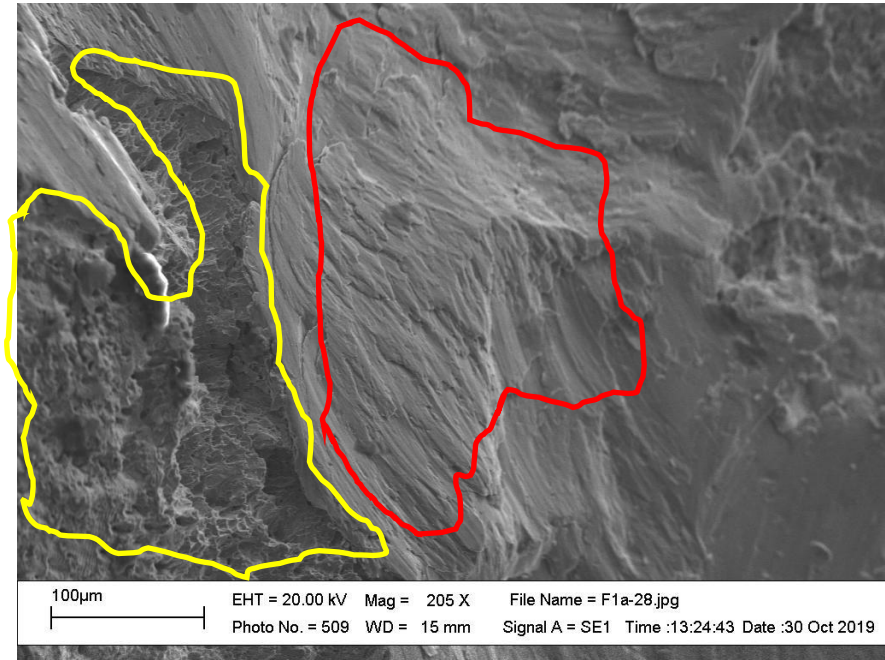


(a)

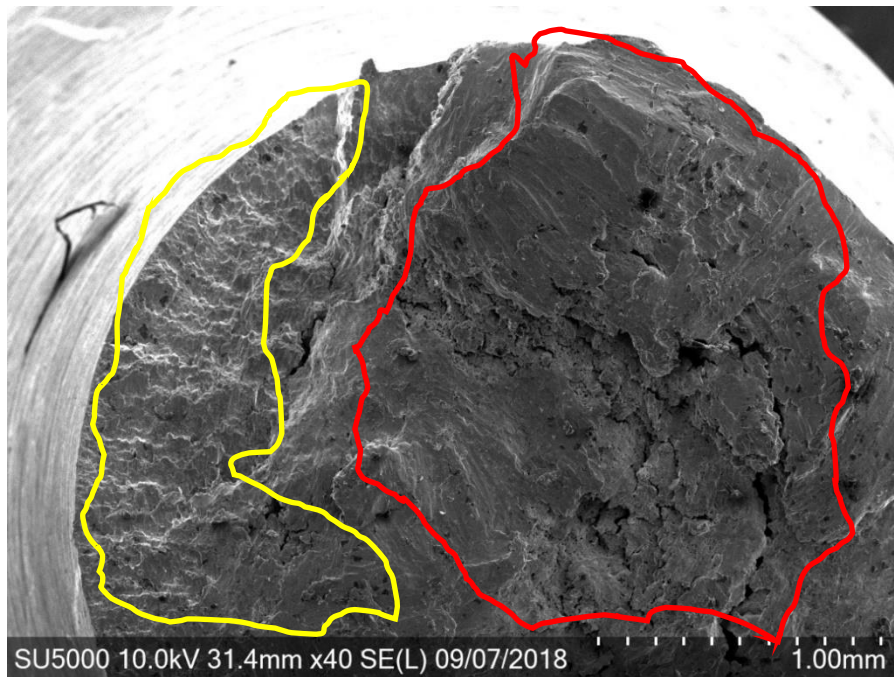


(b)

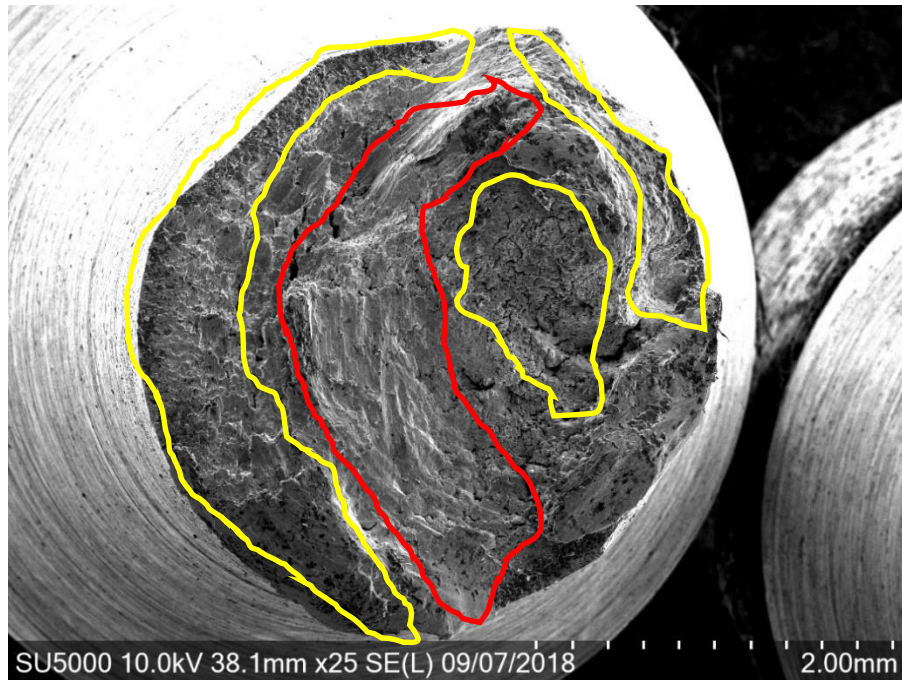
Figura 4.1. Probetas con grieta sometidas a diferentes esfuerzos.
(a) $\sigma = 467 \text{ MPa}$ y (b) $\sigma = 396 \text{ MPa}$



(a)



(b)



(c)

Figura 4.2. Sección transversal de probetas.

La línea amarilla representa la fractura dúctil y la línea roja representa la fractura frágil

En la figura 4.2 se pueden apreciar la sección transversal de tres probetas diferentes en donde se muestra las zonas de fractura frágil y fractura dúctil. En la zona dúctil se genera la mayor plasticidad generando huecos y rugosidad propiciando el desgarre de la probeta. Mientras que en la zona frágil se puede observar una superficie más lisa y con bordes finos. Conforme las dislocaciones se van presentando generan rugosidad en la superficie, dando origen a la iniciación de grieta.

4.2. Resultados de pruebas experimentales.

Una vez realizadas las 52 pruebas con las probetas sometidas a fatiga por flexión rotativa, se obtuvieron los datos que se muestran en la tabla 4.1, en donde los valores del tamaño de grieta, factor de intensidad de esfuerzos y número de ciclos fueron obtenidos a partir del esfuerzo al cual fueron sometidas cada probeta.

En la columna 8 de la tabla 4.1 se muestran los valores obtenidos de la J integral los cuales fueron calculados a partir de la ecuación 1.29.

$$J = \frac{K^2}{E(1 - V^2)}$$

En donde:

K es el factor de intensidad de esfuerzos (Ec. 1.24)

E es el módulo de elasticidad 200 GPa

V es el coeficiente de Poisson 0.27

Tabla 4.1. Datos obtenidos en las pruebas de flexión rotativa.

Probeta	Esfuerzo S [MPa]	Tamaño de grieta a [m]	Factor de intensidad de esfuerzos k (Ec. 1.19) [MPa√m]	Extensión de zona plástica r_p [m] $r_p = (1/\pi) (K/S)^2$	Factor de intensidad de esfuerzos K (Ec. 1.24) [MPa√m]	Ciclos [n]	J integral [N/m]
1	127	1.36E-03	9.13E+00	1.6E-03	1.4E+01	2400	9.9E+02
2	145	6.09E-04	6.98E+00	7.4E-04	1.0E+01	3601	5.8E+02
3	168	3.86E-04	6.44E+00	4.7E-04	9.6E+00	2140	4.9E+02
4	183	8.75E-06	1.06E+00	1.1E-05	1.6E+00	64440	1.3E+01
5	214	1.50E-05	1.61E+00	1.8E-05	2.4E+00	51540	3.1E+01
6	214	1.02E-05	1.33E+00	1.2E-05	2.0E+00	88030	2.1E+01
7	244	1.14E-05	1.61E+00	1.4E-05	2.4E+00	14562	3.1E+01
8	244	1.55E-05	1.87E+00	1.9E-05	2.8E+00	14520	4.2E+01
9	267	7.14E-04	1.39E+01	8.6E-04	2.1E+01	1200	2.3E+03
10	275	1.20E-05	1.86E+00	1.4E-05	2.8E+00	13141	4.1E+01
11	275	1.63E-05	2.16E+00	2.0E-05	3.2E+00	11580	5.6E+01
12	306	1.86E-05	2.57E+00	2.3E-05	3.8E+00	10936	7.9E+01
13	306	1.33E-05	2.18E+00	1.6E-05	3.2E+00	11824	5.6E+01
14	336	2.05E-05	2.96E+00	2.5E-05	4.4E+00	10260	1.0E+02
15	337	1.36E-05	2.42E+00	1.6E-05	3.6E+00	10090	7.0E+01
16	342	1.00E-03	2.11E+01	1.2E-03	3.1E+01	2400	5.3E+03
17	349	9.48E-04	2.10E+01	1.1E-03	3.1E+01	2400	5.2E+03
18	366	2.21E-05	3.35E+00	2.7E-05	5.0E+00	9480	1.3E+02
19	367	1.38E-05	2.65E+00	1.7E-05	3.9E+00	9954	8.4E+01
20	381	2.48E-05	3.70E+00	3.0E-05	5.5E+00	1080	1.6E+02
21	381	1.52E-05	2.90E+00	1.8E-05	4.3E+00	4560	1.0E+02
22	385	7.26E-05	6.40E+00	8.8E-05	9.5E+00	3500	4.9E+02
23	392	5.73E-04	1.83E+01	6.9E-04	2.7E+01	8400	4.0E+03
24	463	6.43E-05	7.24E+00	7.8E-05	1.1E+01	2880	6.2E+02
25	485	1.03E-03	3.03E+01	1.2E-03	4.5E+01	6000	1.1E+04
26	500	6.52E-05	7.88E+00	7.9E-05	1.2E+01	65400	7.4E+02
27	500	6.62E-05	7.94E+00	8.0E-05	1.2E+01	73800	7.5E+02
28	500	9.59E-05	9.55E+00	1.2E-04	1.4E+01	59724	1.1E+03
29	500	9.13E-05	9.32E+00	1.1E-04	1.4E+01	57072	1.0E+03
30	500	9.62E-05	9.57E+00	1.2E-04	1.4E+01	59400	1.1E+03
31	500	1.44E-04	1.17E+01	1.7E-04	1.7E+01	57984	1.6E+03
32	584	3.26E-05	6.50E+00	3.9E-05	9.7E+00	34896	5.0E+02
33	584	3.63E-05	6.86E+00	4.4E-05	1.0E+01	40920	5.6E+02
34	584	3.88E-05	7.09E+00	4.7E-05	1.1E+01	39600	6.0E+02
35	584	6.63E-05	9.27E+00	8.0E-05	1.4E+01	31500	1.0E+03
36	584	7.26E-05	9.70E+00	8.8E-05	1.4E+01	32640	1.1E+03
37	584	8.61E-05	1.06E+01	1.0E-04	1.6E+01	27972	1.3E+03
38	642	2.98E-05	6.83E+00	3.6E-05	1.0E+01	1000	5.6E+02
39	667	2.21E-05	6.12E+00	2.7E-05	9.1E+00	19500	4.5E+02
40	667	2.37E-05	6.33E+00	2.9E-05	9.4E+00	20868	4.8E+02
41	667	2.46E-05	6.45E+00	3.0E-05	9.6E+00	18624	5.0E+02
42	667	3.29E-05	7.46E+00	4.0E-05	1.1E+01	18576	6.6E+02
43	667	3.54E-05	7.74E+00	4.3E-05	1.2E+01	13680	7.1E+02
44	667	3.62E-05	7.83E+00	4.4E-05	1.2E+01	14532	7.3E+02
45	713	1.49E-05	5.37E+00	1.8E-05	8.0E+00	2280	3.4E+02
46	751	2.22E-06	2.18E+00	2.7E-06	3.2E+00	10932	5.7E+01
47	751	4.44E-06	3.08E+00	5.4E-06	4.6E+00	10080	1.1E+02
48	751	5.53E-06	3.44E+00	6.7E-06	5.1E+00	7704	1.4E+02
49	751	4.20E-06	3.00E+00	5.1E-06	4.5E+00	7344	1.1E+02
50	751	1.04E-05	4.72E+00	1.3E-05	7.0E+00	6492	2.7E+02
51	751	1.48E-05	5.63E+00	1.8E-05	8.4E+00	7080	3.8E+02
52	766	3.98E-04	2.98E+01	4.8E-04	4.4E+01	1900	1.1E+04

Los datos se normalizaron en un intervalo de 0.1 a 0.9, debido a que la función de transferencia utilizada en la capa oculta fue la función sigmodea tangente hiperbólica TANSIG. Este intervalo de normalización (0.1 a 0.9) han mostrado mejores resultados en comparación con otras normalizaciones [Hernández, 2013]. El valor de x_i es el nuevo valor para cada dato normalizado, X_i es el valor de cada dato, X_{\min} es el valor mínimo y X_{\max} es el valor máximo para cada una de la serie de datos.

$$x_i = 0.8 \left(\frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \right) + 0.1 \quad (3.1)$$

La tabla 4.2 muestra los datos normalizados de cada uno de los parámetros utilizados para generar la RNA.

Tabla 4.2. Datos normalizados de parámetros de entrada y salida para la generación de la RNA.

Probeta	Esfuerzo S [MPa]	Tamaño de grieta a [m]	Factor de intensidad de esfuerzos K [MPa√m]	Ciclos [n]	J integral [N/m]
1	0.1000	0.9000	0.3286	0.1129	0.1717
2	0.1225	0.4573	0.2548	0.1239	0.1414
3	0.1513	0.3261	0.2475	0.1105	0.1351
4	0.1706	0.1038	0.1000	0.6832	0.1000
5	0.2088	0.1075	0.1147	0.5646	0.1013
6	0.2092	0.1047	0.1074	0.9000	0.1006
7	0.2470	0.1054	0.1147	0.2247	0.1013
8	0.2471	0.1078	0.1221	0.2243	0.1021
9	0.2753	0.5191	0.4576	0.1018	0.2675
10	0.2853	0.1057	0.1221	0.2116	0.1020
11	0.2853	0.1083	0.1295	0.1973	0.1031
12	0.3235	0.1096	0.1406	0.1913	0.1048
13	0.3236	0.1065	0.1295	0.1995	0.1031
14	0.3618	0.1107	0.1516	0.1851	0.1067
15	0.3625	0.1067	0.1369	0.1836	0.1041
16	0.3692	0.6897	0.6419	0.1129	0.4877
17	0.3779	0.6571	0.6419	0.1129	0.4814
18	0.3990	0.1117	0.1627	0.1780	0.1088
19	0.3999	0.1068	0.1424	0.1823	0.1052
20	0.4181	0.1133	0.1719	0.1007	0.1110
21	0.4182	0.1076	0.1498	0.1327	0.1063
22	0.4230	0.1414	0.2456	0.1230	0.1347
23	0.4318	0.4363	0.5682	0.1680	0.3907
24	0.5207	0.1366	0.2733	0.1173	0.1447
25	0.5482	0.7043	0.9000	0.1460	0.9000
26	0.5675	0.1371	0.2917	0.6920	0.1531
27	0.5675	0.1377	0.2917	0.7692	0.1539
28	0.5675	0.1552	0.3286	0.6398	0.1785
29	0.5675	0.1525	0.3286	0.6154	0.1747
30	0.5675	0.1553	0.3286	0.6368	0.1788
31	0.5675	0.1835	0.3839	0.6238	0.2184
32	0.6719	0.1179	0.2493	0.4116	0.1358
33	0.6719	0.1201	0.2548	0.4670	0.1400
34	0.6719	0.1215	0.2733	0.4548	0.1428
35	0.6719	0.1377	0.3286	0.3804	0.1738
36	0.6719	0.1414	0.3286	0.3908	0.1810
37	0.6719	0.1494	0.3654	0.3479	0.1962
38	0.7448	0.1162	0.2548	0.1000	0.1397
39	0.7763	0.1117	0.2382	0.2701	0.1316
40	0.7763	0.1126	0.2438	0.2826	0.1340
41	0.7763	0.1132	0.2475	0.2620	0.1353
42	0.7763	0.1181	0.2733	0.2616	0.1475
43	0.7763	0.1195	0.2917	0.2166	0.1512
44	0.7763	0.1200	0.2917	0.2244	0.1524
45	0.8336	0.1075	0.2180	0.1118	0.1241
46	0.8807	0.1000	0.1295	0.1913	0.1032
47	0.8807	0.1013	0.1553	0.1835	0.1073
48	0.8807	0.1019	0.1645	0.1616	0.1093
49	0.8807	0.1012	0.1535	0.1583	0.1069
50	0.8807	0.1048	0.1995	0.1505	0.1184
51	0.8807	0.1074	0.2253	0.1559	0.1266
52	0.9000	0.3331	0.8816	0.1083	0.8723

4.3. Análisis estadístico

Se realizó un análisis estadístico para poder evaluar las diferentes configuraciones realizadas, en donde se fue aumentando el número de neuronas en la capa oculta de la red neuronal, esto para poder determinar la configuración óptima.

Los parámetros para considerar fueron:

El coeficiente de correlación se determinó con la ecuación 3.2.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_{q\ pred} - y_{q\ exp})^2}{\sum_{i=1}^n (y_{q\ exp} - y_m)^2} \quad (3.2)$$

En donde:

$y_{q\ pred}$ es la J integral de salida predicha

$y_{q\ exp}$ es la J integral de salida experimental

El error medio absoluto porcentual (MAPE) se calculó con la ecuación 3.3.

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{y_{q\ exp(i)} - y_{pred(i)}}{y_{q\ exp(i)}} \right| \times 100(\%)}{n} \quad (3.3)$$

En donde n es el número de datos.

El error medio de la raíz cuadrada se calculó con la ecuación 3.4.

$$RMSE = \sqrt{\frac{(\sum_{i=1}^n (y_{q\ pred} - y_{q\ exp})^2)}{Q}} \quad (3.4)$$

Cabe mencionar, que se realizó un análisis paramétrico para determinar si el modelo es factible o no. Las pruebas paramétricas que se usaron fue la prueba F (prueba de Fisher) y prueba t (prueba t - student). Ambas pruebas establecen que su Hipótesis nula debe ser aceptada para que el modelo sea representativo, de lo contrario se debe descartar.

H₀: Las varianzas de ambas muestras deben ser iguales o similares (prueba F); además de que sus medias son iguales o que ambas muestras provienen de la misma población (prueba t).

H₁: Las varianzas y las medias son diferentes.

$$F = \frac{S_{exp}^2}{S_{sim}^2} \quad (3.5)$$

$$t = \frac{|\bar{y}_{exp} - \bar{y}_{sim}|}{S \left(\sqrt{\left(\frac{1}{n_{exp}} + \frac{1}{n_{sim}} \right)} \right)} \quad (3.6)$$

$$S = \sqrt{\frac{(\sum_{i=1}^{n_{exp}} (y_{exp(i)} - \bar{y}_{exp(i)})^2 + (\sum_{i=1}^{n_{sim}} (y_{sim(i)} - \bar{y}_{sim(i)})^2)}{(n_{exp} + n_{sim} - 2)}} \quad (3.7)$$

Donde S es la desviación estándar, S^2 es la varianza, n el número de muestras y \bar{y} es la media de la muestra. El resultado F y t se comparan con datos correspondiente a tablas, en donde ambos deben ser menores.

4.4. Comparación estadística y de significancia.

La tabla 4.3 presenta la comparación del análisis estadístico y de significancia para la determinación del número de neuronas en la capa oculta.

Tabla 4.3. Comparación estadística y de significancia de diferentes arreglos con la RNA.

Arquitectura RNA	Número de neuronas	R ² Coeficiente de correlación	RMSE Raíz del error cuadrático medio	MAPE Error porcentual medio absoluto	F Prueba de Fisher	t Prueba de t - student
4 - 1 - 1	1	0.99972	0.00041	1.08907	0.99902	0.85659
4 - 2 - 1	2	0.99312	0.02689	3.68980	0.96231	0.02251
4 - 3 - 1	3	0.97705	0.02757	0.74277	0.73324	0.31592
4 - 4 - 1	4	0.93676	0.33082	9.70372	0.12696	0.03441
4 - 5 - 1	5	0.99997	0.00021	0.41754	0.99990	0.76932
4 - 6 - 1	6	0.99611	0.02321	0.47841	0.80288	0.15779
4 - 7 - 1	7	0.99905	0.00283	1.54224	0.99492	0.50268
4 - 8 - 1	8	0.99887	0.00380	0.63375	1.01509	0.41997
4 - 9 - 1	9	0.99206	0.00832	2.29408	0.98806	0.49361
4 - 10 - 1	10	0.99278	0.02038	1.59248	0.82683	0.22165
4 - 11 - 1	11	0.98776	0.01974	1.29665	0.78988	0.34380
4 - 12 - 1	12	0.95467	0.05821	13.97205	0.61444	0.14103
4 - 13 - 1	13	0.98634	0.00831	2.23915	0.97227	0.60256
4 - 14 - 1	14	0.99807	0.00566	0.72741	0.90043	0.34530
4 - 15 - 1	15	0.99938	0.00121	0.71349	0.90033	0.72210
4 - 16 - 1	16	0.99848	0.00742	1.03698	0.90313	0.20064
4 - 17 - 1	17	0.93858	0.03950	2.11541	0.66208	0.32314
4 - 18 - 1	18	0.92842	0.01878	3.20534	0.63932	0.66030
4 - 19 - 1	19	0.98949	0.02216	2.06151	0.90390	0.12683
4 - 20 - 1	20	0.99873	0.01943	0.30979	0.90236	0.38615

Como se muestra en la tabla 4.3 la mejor arquitectura de la Red Neuronal se presenta con la de 5 neuronas con un R² de 0.99997. Se puede observar que al ir aumentando el número de neuronas R² va disminuyendo y el RMSE y el MAPE van aumentando. Además, considerar un número mayor de neuronas en la capa oculta involucraría una cantidad significativa de coeficientes en la ecuación resultante. Es importante destacar que el error de generalización de MAPE, es mínimo

lo que indica que la RNA puede generalizar a partir de nuevos datos para obtener buenas predicciones.

4.5. Comparación de resultados simulados vs experimentales.

Se compararon los valores obtenidos con los modelos simulados de J integral con el arreglo de 4 - 5 - 1, contra los datos obtenidos experimentalmente.

La figura 4.3 muestra la comparación de los datos obtenidos experimentales y simulados de la J integral.

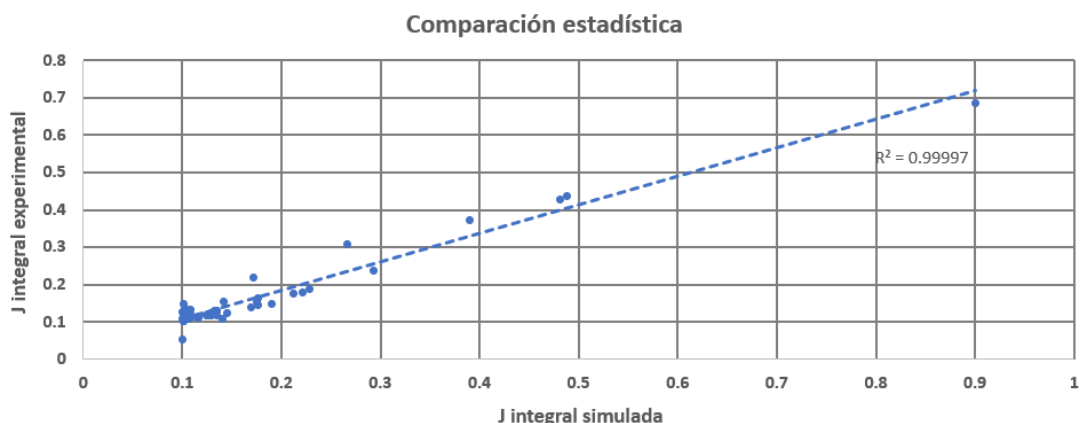


Figura 4.3. Comparación estadística entre los datos de J integral experimentales y simulados.

La desviación estándar obtenida con la J integral experimental y con la simulada fue de 16.4 y 13.5 unidades respectivamente, lo cual muestra una diferencia de 2.9 unidades. Por lo tanto, existe una dispersión similar entre los resultados obtenidos experimentalmente con respecto a los resultados simulados. Esto representa una diferencia aceptable para el uso de la red neuronal propuesta.

4.6. Obtención de la ecuación de la red neuronal.

Una vez elegido el modelo óptimo, se obtuvo la ecuación de la red neuronal la cual está dada por:

$$J_{int} = \sum_{K=1}^N \left[W_{0(K,J)} \left(\frac{2}{1 + \exp(-2(\sum_{k=1}^K)(W_{i(J,R)}P_{(R)} + b_{1(1,J)})} - 1 \right) \right] + b_{(2,k)} \quad (3.8)$$

En donde W_i son los coeficientes de los pesos en la conexión entre la capa de entrada y la capa oculta, W_0 son los pesos entre la capa oculta y la capa de salida. P representa la variable de entrada, R , J y K son el número de neuronas en la capa de entrada, oculta y de salida respectivamente. De tal forma que la ecuación 3.8 expandida queda como:

$$J_{int} = 2 \left[\frac{W_{0(1,1)}}{1 + e^{X_1}} + \frac{W_{0(1,2)}}{1 + e^{X_2}} + \frac{W_{0(1,3)}}{1 + e^{X_3}} + \frac{W_{0(1,4)}}{1 + e^{X_4}} + \frac{W_{0(1,5)}}{1 + e^{X_5}} \right] - (W_{0(1,1)} + W_{0(1,2)} + W_{0(1,3)} + W_{0(1,4)} + W_{0(1,5)} + b_{(2,1)}) \quad (3.9)$$

Donde:

$$X_1 = -2(W_{1(1,1)}P_1 + W_{1(1,2)}P_2 + W_{1(1,3)}P_3 + W_{1(1,4)}P_4 + b_{(1,1)}) \quad (3.10)$$

⋮

$$X_5 = -2(W_{1(5,1)}P_1 + W_{1(5,2)}P_2 + W_{1(5,3)}P_3 + W_{1(5,4)}P_4 + b_{(1,5)}) \quad (3.11)$$

En donde:

P_1 = Esfuerzo (MPa)

P_2 = Tamaño de grieta (m)

P_3 = Factor de intensidad de esfuerzos (MPa \sqrt{m})

P_4 = Ciclos

4.7. Coeficientes obtenidos de la red neuronal.

La tabla 4.4 muestra los valores de los coeficientes obtenidos de la red neuronal artificial, los cuales se sustituyen en la posición correspondiente de cada ecuación para recrear la predicción de la J integral a la salida del banco de flexión rotativa.

Tabla 4.4. Valores de los pesos y bias de la Red Neuronal.

	R = 1	R = 2	R = 3	R = 4	K=1	b1	b2
J = 1	-0.64592943	1.01909723	0.08462693	-2.55369224	0.17677817	2.96412371	0.86946873
J = 2	-0.23206778	1.69071203	-2.10732279	-1.16486775	0.34815325	2.69799882	
J = 3	-0.59718658	0.03864904	2.23101711	-1.58576714	-0.12474944	2.59761176	
J = 4	-1.24205534	-1.22064463	-0.90333001	-2.22255614	-0.22008783	2.01082359	
J = 5	0.82701776	2.0471528	1.7161124	1.33474282	0.61062065	-1.53029231	
J = 6	1.88007616	-2.6166186	-0.9319537	0.72639137	0.24937658	-0.53564181	
J = 7	2.44275601	-1.0486468	0.41820229	1.26127207	-0.02840208	-1.07970888	
J = 8	1.0237915	1.99619751	1.8304804	0.61989751	-0.08027792	-0.76689714	
J = 9	-1.29901418	-1.03852936	-2.53046948	-0.0954594	0.11595076	0.70286372	
J = 10	0.69991647	-0.55502509	-2.52770282	-1.03190739	-0.14992849	-0.0803087	
J = 11	-1.19137954	-1.48184369	-1.96197235	0.42736911	-0.12132173	-0.14699507	
J = 12	-1.18770848	1.83185762	1.66878898	-1.1805959	0.2570008	-0.15497896	
J = 13	-1.19298182	-1.73330149	0.218733	-2.23363089	0.23833397	-0.73334143	
J = 14	-1.20563044	-0.61493101	-1.57607082	-1.45462144	-0.23180147	-1.22751186	
J = 15	0.48964963	1.41671641	1.49373328	2.24929509	0.21083528	0.82828537	
J = 16	-1.87816603	0.02354781	0.57313768	1.92674643	-0.06159358	-1.66704269	
J = 17	1.51439859	0.62330748	-1.80363054	-1.7505543	-0.25083818	1.90582018	
J = 18	1.35185747	0.52236024	-2.51845928	-0.25557204	0.08322838	2.40506613	
J = 19	1.89813783	1.14470838	-2.13367303	0.75041923	-0.69958436	2.27329744	
J = 20	-0.13762938	-2.2085812	1.97681292	-0.78159654	0.41927101	-2.8604183	

4.8. Análisis de sensibilidad.

Finalmente, para poder determinar la importancia relativa para cada una de las variables de entrada se calculó de acuerdo con la ecuación de Garson (1991), en la cual propone una partición de la conexión existente entre los pesos.

$$I_p = \frac{\sum_{j=1}^J \left[\left(\frac{|W_{(P,J)}|}{\sum_{r=1}^R |W_{(R,J)}|} \right) \times |W_{(J,K)}| \right]}{\sum_{r=1}^R \left\{ \sum_{j=1}^J \left[\left(\frac{|W_{(P,J)}|}{\sum_{r=1}^R |W_{(R,J)}|} \right) \times |W_{(J,K)}| \right] \right\}} \quad (3.12)$$

En donde I_p es la importancia relativa de la variable de entrada P sobre la variable de salida.

Tabla 4.5. Porcentaje de importancia de las variables de entrada.

Variable de entrada	% de importancia
Esfuerzo	36
Tamaño de grieta	31
Factor de intensidad de esfuerzos	20
Ciclos	13
Total	100

Con el análisis de sensibilidad se puede determinar si una variable tiene cierto peso o es representativa del modelo. Para el sistema analizado, las dos primeras variables son las más representativas, el esfuerzo y el tamaño de grieta. Mientras que el factor de intensidad de esfuerzos y el número de ciclos presentaron menor porcentaje de importancia con respecto a los dos primeros, no obstante, aunque es menor el

porcentaje no son despreciables y contribuyen al cálculo para la obtención de la J integral.

Capítulo 5. Conclusiones y recomendaciones

Se obtuvieron diferentes valores de la J integral, mostrando que el efecto elastoplástico en este material y la geometría utilizada en las muestras fue relativamente bajo comparado con el factor de intensidad de esfuerzos aplicado a cada una.

Se obtuvieron aproximadamente 26 micrografías de las probetas fracturadas, en donde se pudo apreciar el comportamiento elastoplástico en la sección transversal, mostrando así parte de la fractura frágil y dúctil presentadas en esta zona debido principalmente a la composición del material.

Se logró medir las variables de entrada y salida en 52 pruebas con las que se realizó un comparativo entre la variable de salida (J integral) para el caso de las pruebas experimentales contra los valores obtenidos en la Red Neuronal Artificial, la desviación estándar obtenida para el caso de los valores obtenidos experimentalmente contra los simulados fue de 16.4 y 13.5 unidades respectivamente, lo cual muestra una diferencia de 2.9 unidades, esto representa una diferencia aceptable en la dispersión de datos experimentales contra simulados.

Se obtuvo un modelo matemático a partir de las variables de entrada y de salida obtenidas en las pruebas, las cuales se utilizaron para generar la base de datos necesaria para programar en Matlab una Red Neuronal Artificial y así obtener el valor de la J integral. Cuya confiabilidad es del 99%.

Se realizó un análisis sensitivo de las variables que intervinieron en el proceso de fractura del material, considerando el esfuerzo y el tamaño de grieta como los parámetros con mayor importancia que afectan directamente a este fenómeno. Cabe mencionar que ya se han realizado análisis sensitivos con anterioridad en álabes de turbinas, pero siempre considerando la zona lineal elástica. Sin embargo, en este estudio lo de mayor relevancia que se tiene es que se consideró la zona elasto plástica.

Se recomienda realizar pruebas experimentales con una máquina universal en donde se puedan hacer pruebas de tensión y compresión utilizando el mismo material para verificar su comportamiento elastoplástico y comparar resultados con los obtenidos en la máquina de flexión rotativa.

Se recomienda realizar las mismas pruebas cambiando el tipo de material con el fin de comparar el comportamiento elastoplástico entre cada una de las pruebas.

Referencias

Anderson, W. E., "Some designer-oriented views on brittle fracture", Battelle Northwest, Rept. SA-2290. 1969.

Albrecht, P. y Yamadak. Rapid calculation of stress intensity factor. Journal of the structural. 1326-1337. 1978.

Atila, E. Engineering Mechanics and Design Applications. Design for Fatigue Module 7. 2014.

ASTM E 1150. Standard Definitions of Fatigue. Annual Book of Standards. 1987.

ASM Handbook. Element of Metallurgy and Engineering Alloys: Fatigue. 2008.

Bian L., Cheng Y y Taheri F., "Elasto-plastic análisis of critical fracture stress and fatigue fracture prediction", 2014.

Booyesen, C., Heyns, P., Hindley, M.P. and Scheepers, R. Fatigue life assesment of a low pressure steam turbine Blade during transient resonant conditions using a probablistic approach. International Journal of Fatigue. (73)11, 17-26. 2015.

Carpinteri, A. Handbook of Fatigue Crack: Propagation in metallic structures. Volume 2. Elsevier Science. 1994.

Clark, Jr y W.G. "Evaluation of fatigue crack initiation properties of type 403 stainless steel in air and steam environment". American Society for Testing and Materials. Fracture Toughness and Slow Stable Cracking ASTM STP 559. 205-204. 1974.

Clemente, C.M. "Análisis experimental y numérico en grietas de un acero inoxidable en ambiente corrosivo con aplicación en turbinas de vapor", Tesis Doctoral, CIICAp, Cuernavaca, Morelos, México. 2017.

Cuevas-Arteaga, C., Rodríguez, J.A., Clemente, C.M., Segura, J.A y Urquiza, G. "Estimation of useful life in turbines blades with cracks in corrosive environment". Engineering Failure Analysis (13)15, 576-589. 2013.

Da Silva, I.N., Hernane Spatti, D., Andrade Flauzino, R., Liboni, L.H.B., y dos Reis Alves, S. F. Artificial Neural Networks: A Practical Course. Suiza: Springer International Publishing. 2017.

Garson GD, Interpreting neural network connection weights. AI Expert 1991;6:47-51.

González Velásquez, J.L. Mecánica de Fractura Editorial Limusa Segunda Edición. 2004.

Gross, D and Seeling, T. Fracture Mechanics with an Introduction to Micromechanics. Second Edition. Springer. 2011.

Hamzaoui Y., Rodríguez J.A., Hernández J.A., y Salazar V., “Optimization of operating conditions for steam turbine using an artificial neural network inverse”, Applied Thermal Engineering. 2015.

Haykin, Simon Neural networks and learning machines / Simon Haykin. 3rd ed.p. cm.Rev. ed of: Neural networks. 2nd ed., ISBN-13: 978-0-13147139-9. 1999.

Hernández, J. A. Optimum operating conditions for heat and mass transfer in foodstuffs drying by means of neural network inverse. Food Control, 20(4), 435–438. 2009.

Hernández, J. A., Bassam, A., Siqueiros, J., & Juárez-Romero, D. (2009). Optimum operating conditions for a water purification process integrated to a heat transformer with energy recycling using neural network inverse. Renewable Energy, 34(4), 2009.

Hertzberg, R.W. Deformation and Fracture Mechanics of Engineering Materials. Jhon Wiley. Fourth Edition. 1996.

Holland, J. H. Adaptation in natural and artificial systems. Ann Arbor, MI: University of Michigan Press. 1975.

Horas C., Correia J.A., De Jesus A.M.P., Kripakaran P. Y Calcada R., “Application of the modal superposition technique combined with analytical elastoplastic approaches to asses the fatigue crack initiation on structural components”, Engineering Fracture Mechanics. 2017.

Howard, K. Mechanism of Hydrogen Related Fractura of Metals. Technical Report. 1999.

Huang, X., Cui, W. y Wang, F. "Towards a Unified Fatigue life Prediction Method for Marine structures". Springer. 2014.

Huffman P., Correia J.A., Mikheevskiy S., De Jesus A.M.P., Cicero S., Fernández Canteli A., Berto F y Glinka G., "Fatigue evaluation of notched details base don unified local probabilistic approaches", Cantabria, Spain. 2017.

Irwin, G. "Crack-extension force for a part-through crack in a plate. Journal of Applied Mechanics". 651-654. 1962.

Kaynak, C., Ankara, A. and Baker, T.J. Effects of short crack son fatigue life calculation. Journal Fatigue. (18)1, 25-31. 1996.

Mohanraj, M., Jayaraj, S., y Muraleedharan, C. Applications of artificial neural networks for refrigeration, air-conditioning and heat pump systems-A review. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 16(2), 13401358. 2012.

Morris, W.L. The non-continuum crack tip deformation. Behavior of Surface Microcracks Transaction. Material Science. 1980.

Murakami Y y Miller K.J., "What is fatigue damage? A view point from the observation of low cycle fatigue process", International Journal Fatigue. 2005.

Plesiutschning E., Fritzl P., Enzinger N. y Sommitsch C., “Fracture análisis of a low pressure steam turbine blede”, Graz, AUustria. 2016.

Paris, P y Erdogan, F. “A critical analysis of crack propagation laws”. Journal of Basic Engineering. (85)4, 528-534. 1963.

Quesada Tatis F., Charris Jurado J. y Pérez Díaz J., “Ensayos de fatiga en viga rotativa para determinar la constante de Miner del acero AISI 1045”, Ciudad de Barranquilla. 2008.

Reyes-Téllez, E. D., Conde-Gutiérrez, R. A., Hernández, J. A., Cardoso, E., Silva-Martínez, S., Sierra, F. Z., & Cortés-Aburto, O. Optimal operating condition for a type parabolic trough collector with low-cost components using inverse neural network and solved by genetic algorithm. Desalination, 1, 10. 2017.

Rodríguez J.A., García J.C., Alonso E., El Hamzaoui Y., Rodríguez J.M. Y Urquiza G., “Failure probability estimation of steam turbine Blades by enhanced Monte Carlo Method. Engineering Failure Analysis. 2015.

Rodriguez, J. A., “The use of artificial neural network (ANN) for modeling the useful life of the failure assessment in blades of steam turbines”, Engineering Failure Analysis. 2013.

Rodriguez, J. A. “Experimentación y Simulación de Fracturas en Álabes de la Última Etapa en Turbinas de Vapor”, Tesis Doctoral, CIICAp, Cuernavaca, Morelos, México. 2009.

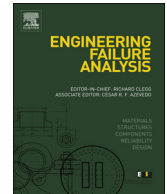
Roylace, D. Introduction to Fracture Mechanism. Department of Material Science and Engineering. Massachusetts Institute Technology Cambridge. 2001.

Segura, J. A. “Estimación de la Vida Útil con Propagación de Grieta en álabes de Últimos Pasos de una Turbina”, Tesis Doctoral, CIICAp, Cuernavaca, Morelos, México. 2011.

Singh S.S.K., Abdullah S. y Nikabdullah N., “The needs of understanding stochastic fatigue failure for the automobile crankshaft”, Engineering Failure Analysis. 2017.

Tulsidas D., Shantharaja M. y Bharath V.G., “Life estimation of a steam turbine Blade using low cycle fatigue análisis”, Procedia Materials Science. 2014.

Yegnanarayana, B. Artificial Neural Networks. India: PHI Learning Pvt. Ltd. 2009.



Fatigue of steam turbine blades at resonance conditions

J.A. Rodríguez^{a,*}, L. Castro^a, A.L. Tejada^a, J.C. García^a, J.M. Rodríguez^b, E. Galindo^a, Y. El Hamzaoui^c

^a Universidad Autónoma del Estado de Morelos, Centro de Investigación en Ingeniería y Ciencias Aplicadas, Av. Universidad 1001. Col. Chamilpa, C.P. 62209, Cuernavaca, Morelos, México

^b Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico, Interior Internado Palmira s/n, Col. Palmira, C.P. 262490 Cuernavaca, Morelos, México

^c Facultad de Ingeniería, Universidad Autónoma del Carmen, 24180 Ciudad del Carmen, Campeche, México

ARTICLE INFO

Keywords:

Resonance conditions
Crack propagation
Useful life estimation

ABSTRACT

Different problems are presented in the steam turbines and their components. Rotor blades in the steam turbines are the most important component and, where failures occur frequently, particularly in the blades of the last low-pressure stages (LP) the useful life of the steam turbines is affected. These blades are subjected to alternating stresses, steady steam bending and severe centrifugal loads. For the above mentioned, a study was carried out on a blade of the last LP stage. In this work, the fatigue analysis of steam turbine blades was performed; crack initiation and propagation in blades were also analyzed under normal operation and at resonance conditions. The results showed that the crack initiation and crack propagation occur in fewer cycles under resonance conditions. When a crack appears it causes changes in the blade stiffness and in addition, the blade is working under resonance conditions, their natural frequencies and the blade material decrease its fatigue strength.

1. Introduction

A steam turbine blade failure always causes a decrease in the power- generation of the power plant, because of the steam turbine has to shut down to be repaired. In operation of turbines is important to know the behavior of all components and processes in order to avoid such failures and consequently maximize the availability and performance of them [1]. Despite knowing the steam turbines are not exempt from failures and breakdowns by design or operation, among the most notable failures are a high level of vibration, excessive movement of the rotor or steam leaks [2–4]. The defects which cause failure in the steam turbine can be generated by the degradation over time of turbine service, where the blades experience extreme imperfections in the minimum throat [5]. Blades of the last stage in the LP are the most important components of the turbine in power generation [6]. These blades produce 10–15% in the power plants of total steam turbine performance [7], however, failures like cracks, corrosion or deposits on the blades lead to an imbalance in the rotor, which generates high vibrations of turbine [8,9]. Such high vibrations generate high resonance stress, caused by natural frequencies and harmonics of critical speeds [10]. Blades were mainly exposed to centrifugal and axial forces of steam turbines [11]. Fig. 1 shows the bending effects by tangential forces and the bending effects by steam in the blade. Also, centrifugal and axial forces at the end section of the blades are shown in Fig. 2. Resolving the shearing forces P_v (Ft) and P_a (Fa), the bending moments have the magnitudes M_v and M_h [12]. The adequate diagnostics and timely rehabilitation have allowed studies of initiation and propagation of cracking [13] and imminent fracture of the steam – turbine components, mainly in the last stage of the LP blades.

* Corresponding author.

E-mail address: jarr@uaem.mx (J.A. Rodríguez).

<https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2019.05.027>

Received 13 August 2018; Received in revised form 6 May 2019; Accepted 29 May 2019

Available online 30 May 2019

1350-6307/ © 2019 Elsevier Ltd. All rights reserved.

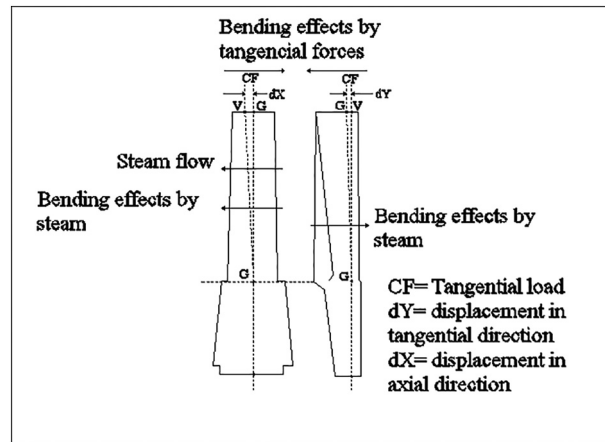


Fig. 1. Axial and tangential forces diagram, longitudinal view [12].

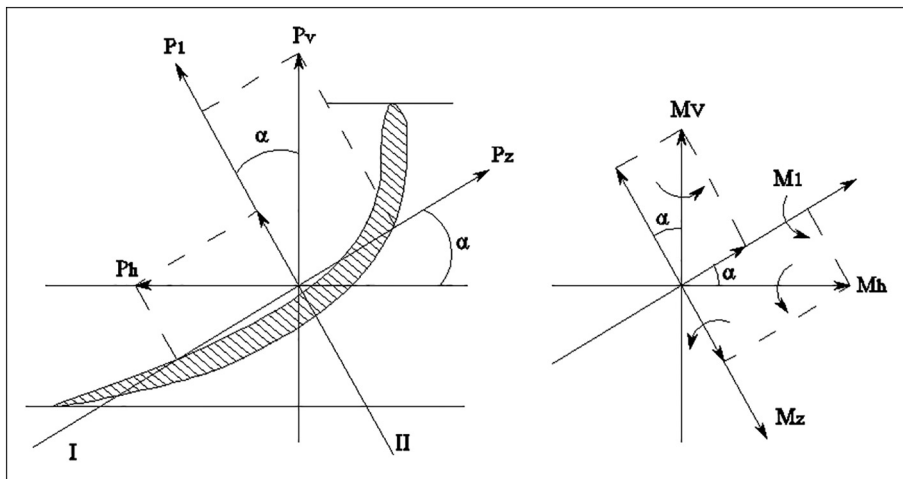


Fig. 2. Axial and tangential forces diagram, transversal view [12].

Those advances and existing preventive and corrective measures avoid unnecessary maintenance and the collapse of some turbines [14]. Different studies of fatigue in commercial steel specimens were performed for calculating the experimental fatigue strength and useful life [15,26]. During the start-up or shut-down of a steam turbine, there is tension- stressing loads proportional to the turbine speed [16]. To stabilizing and balancing rotor blades at operating speed, the tension increases progressively favoring an elongation in the areas of higher stresses concentration, causing eventually a possible cracking. Blades with cracks modify its natural frequency and change its dynamic behavior [7], due to the natural frequency and excitation frequency resonance conditions established and resulting in the coincidence of amplitudes vibration, such vibration amplitudes increased and generate a higher propagation and finally, the imminent crack [17]. This behavior is known as resonance [18]. In this paper, the first step to investigate the behavior of fatigue in the blades will be considered like normal operation conditions 3600 rpm and after under resonance conditions. Experimental analysis of fatigue in the steam turbine blades in resonance conditions was performed. Crack propagation was measured in fatigue analysis. The results show that dynamic behavior was different under resonance in comparison with normal conditions of operation. The natural frequency and fatigue strength decreased; the crack initiation and the crack propagation appeared in a fewer number of cycles.

2. Materials and methods

2.1. Material and mechanical properties

Last stage rotor blades of the low-pressure steam turbine of 37.5 MW were studied in this paper. These blades are made from martensitic stainless steel AISI 410. Material mechanical properties are given in Table 1. The devices used for experimental tests were: Shaker electronic frequency with a frequency range between 7 and 120 Hz; Impact hammer with a sensibility of 100 mV/g; Accelerometer with a sensibility of 9.88 mV/g and a spectrum analyzer.

Table 1
Properties of AISI 410 stainless steel.

Mechanical properties							
Young modulus [MPa]	Tensile strength [MPa]	Ultimate tensile Strength [MPa]	Fatigue strength [MPa]	Stiffness [MPa]	Fracture toughness MPa√m	Density kg/m ³	Constant based on the configuration
206 E6	517	620	400	78 E3	110	7800	15.2

2.2. Methodology

Three blades were selected for the test. The first blade without crack, a second blade with a crack of 14.9 mm length at 115 mm from blade's root and, the third blade with a crack of 14.9 mm length at 193 mm from its root. These blades are cracked in a transverse direction at the concentration stress zone [19]. The blades are anchored at only one end on the wall simulating a cantilever blade. Each blade was exposed to natural frequency test, resonance conditions, fatigue test, crack initiation and crack propagation.

During all measurements, the steam blade was fixed at its root. The blades have a height of 0.5 m and the chord length at the hub, middle height and tip are 0.073 m, 0.065 m and 0.0562 m respectively [20]. The blades were excited with a shaker connecting to an amplifier and a wave generator. This shaker was operated in the same frequency that blades for resonance conditions. In the channel 2 the accelerometer that measures acceleration in the time domain is connecting. Spectrum analyzer obtained the signal of both spectrums. The data acquisition were processed in the signal acquirer. The accelerometer was putted in the opposite side where the blades were fixed. The fatigue in resonance conditions the blades was generated by the shaker Fig. 3.

According to different studies, natural frequencies were obtained considering three different methods [16–22]; the experimental test was performed with a spectrum analyzer; numerical simulation was performed with ANSYS®. This numerical model has 5759 nodes and 2723 elements, Fig. 4. The analytical calculus was obtained from the Eq. (1).

$$f_n = \frac{A}{2\pi} \sqrt{\frac{EI}{\rho S l^4}} \tag{1}$$

where

- f_n = Natural frequency [Hz]
- A = Constant based on the configuration
- E = Young's modulus [MPa]
- I = Stiffness/the second moment of inertia [m⁴]
- S = Cross section [m²]
- l = Length [m]
- ρ = Density [kg/m³].

To simulate the conditions of resonance were used a shaker device and a wave generator. This device excites the blade to its first vibration mode of natural frequency and resonance conditions are established. Fatigue tests were performed under resonance conditions [15,23]. Under normal operation the steam blades are subjected to excitation forces: centrifugal forces, axial and tangential

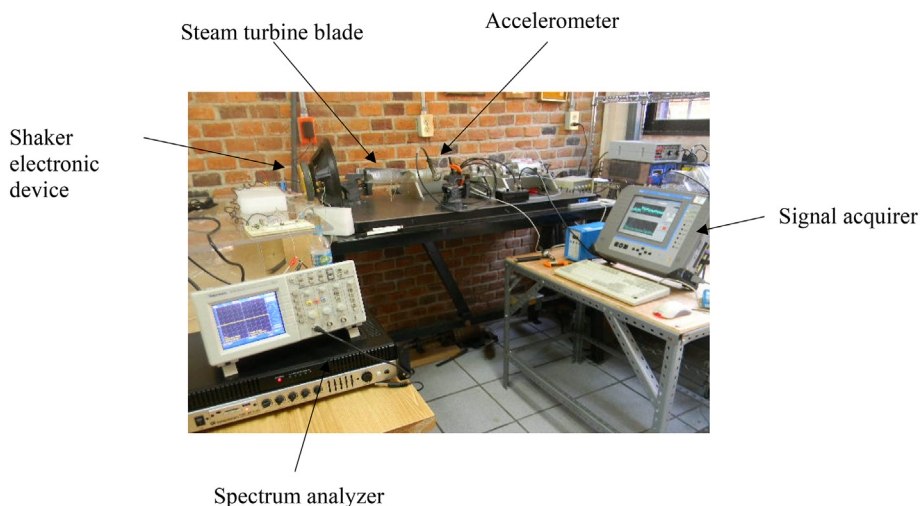


Fig. 3. Experimental set up.

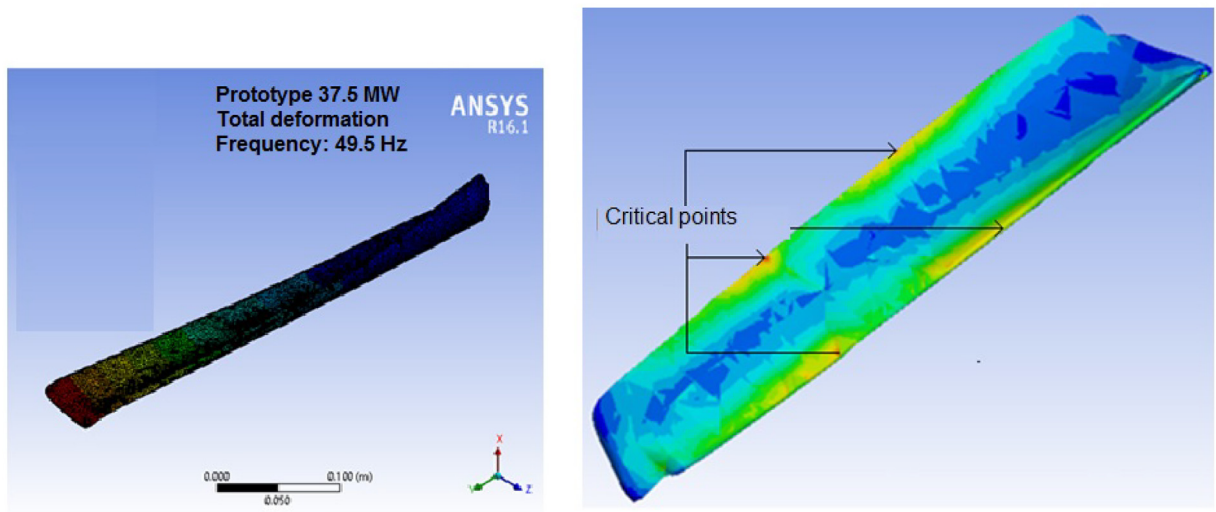


Fig. 4. Numerical model in FEM.

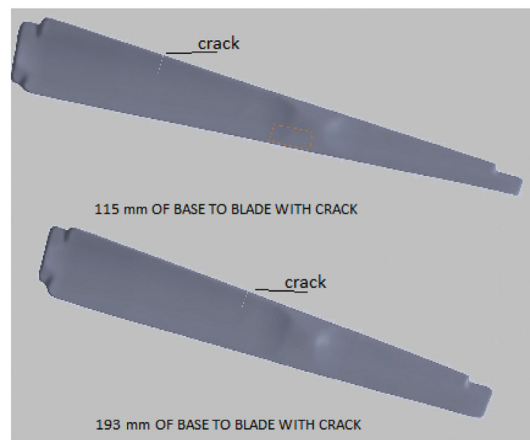


Fig. 5. Blades with crack.

Table 2
Natural frequencies such a cantilever blade.

	Without crack	With crack
Experimental	50 Hz	44 Hz
Finite Element	49.5 Hz	43 Hz
Analytical	51 Hz	–

steam forces.

The minimum load of fatigue, should be equal to the axial force, this is considered about 20% to tangential force, Eq. (2) [24]. The maximum load of fatigue, should be equal to the centrifugal force and it is given by Eq. (3) [25].

$$F_a = 0.2 F_t \tag{2}$$

$$F_c = m * r * \omega^2 \tag{3}$$

where:

F_t = Tangential force [N].

F_a = Axial force [N].

F_c = Centrifugal force [N].

$m = (\rho * A * l) =$ Blade mass [kg].

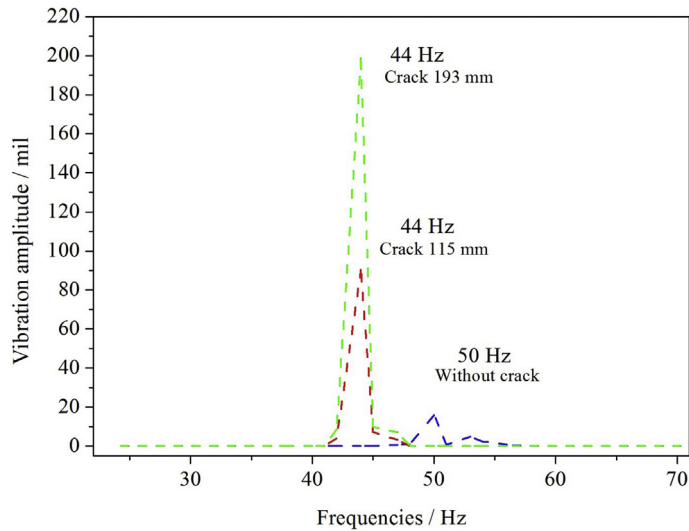


Fig. 6. Blade's natural frequency.

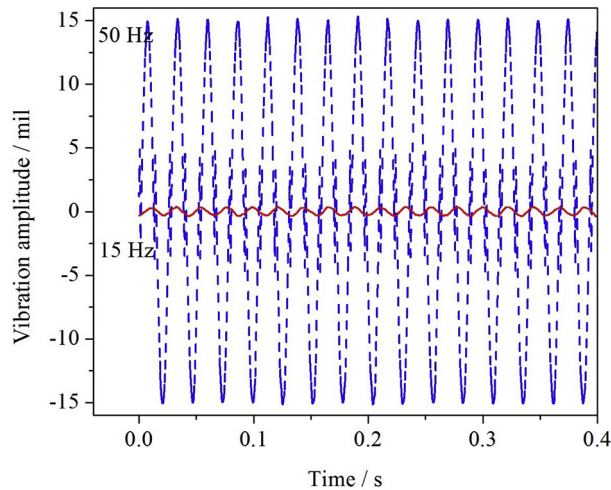


Fig. 7. Displacement in blade without crack under resonance conditions.

$r = (dn/2) =$ Center rotor radius to the center mass of the blade [m].
 $\omega =$ Angular speed [rad/s].

Blades were subjected to resonance and fatigue simultaneously, so crack initiation and crack propagation were analyzed. For these tests, a photographic camera provided with $4\times$ zoom is positioned to 100 mm from the blade in a perpendicular direction in front to the crack. Simultaneously the millimeter ruler is placed aside of the crack. For the crack propagation measurement, photographic sequences were taken at the beginning, during and at the end of the tests. The Fig. 5 shows the numerical model with cracks in different position.

3. Results

The natural frequencies of the blades without crack and with crack were obtained between modal analysis. In Table 2 can be observed the changes in natural frequencies if the blades have a crack or not. A natural frequencies comparison is shown in Fig. 6, the natural frequencies and the amplitude change when the blade presents a crack and with different position of the crack respectively. In Fig. 7, the external excitation force to 15 Hz, the vibration amplitude has a 1 mil of value. For external excitation force to 50 Hz, vibration amplitude increase to 15 mil. The resonance phenomenon is presented in the blades and the damage incremented. For the case where the blade presented a crack to 193 mm for the blade's root is the similar situation. Fig. 8 shown the behavior when displacement in the blade with crack to 193 mm. The forced excitation was performed at 44 Hz and 50 Hz. The arbitrary frequency of

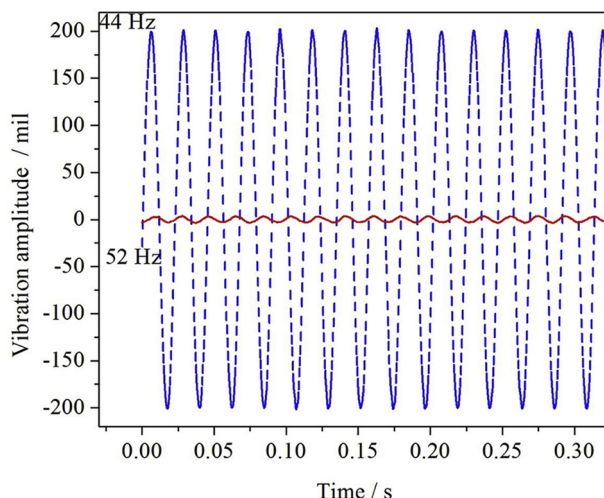


Fig. 8. Displacement in blade with crack under resonance conditions.

Table 3

Axial and centrifugal forces, minimum and maximum experimental forces, stress ratio.

Mass [m/kg]	Natural frequency [ω /rad/s]	Radius [r/m]	Tangential load [F_t /kN]	Axial load [F_a /kN]	Minimal load [P_{min} /kN]	Maximum load [P_{max} /kN]
1.75	376.99	0.85	210.53	42.11	2.25	10.74

Table 4

Initial conditions fatigue test.

Initial crack length a_0 [m]	Critical crack length [m]	Cycles for initial crack [cycles]	Cycles for critical crack [cycles]	Cycles for crack propagation [cycles]
0.0149	0.023 m	1,000,849,598	1,304,782,610	2,422,153

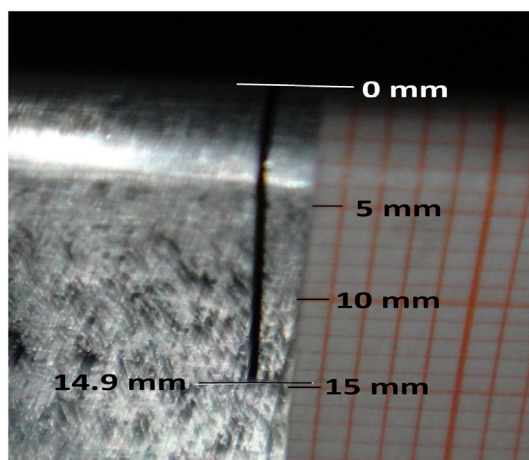


Fig. 9. Initial crack.

50 Hz simulates the normal conditions of operation. The frequency of 44 Hz corresponding to an experimental natural frequency in cracked blades for resonance conditions. This Figure shows vibration amplitude; for 50 Hz is lower to 1 mil and for 44 Hz is 200 mil. Under resonance condition, without or with crack, displacement increases in comparison with the normal conditions of operation. Table 3 shows the calculation of axial and tangential forces, the minimum and maximum experimental forces and stress ratio. The cyclic load test was performed for different time periods under resonance conditions. Total period and initial conditions are presented in Table 4 during crack propagation. Fig. 9 shows an initial crack and Fig. 10 presents a final crack after 25,931,651 cycles. The crack

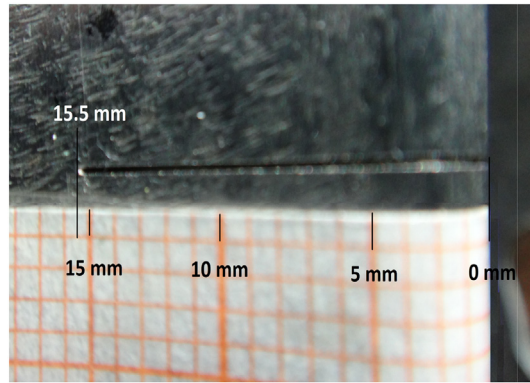


Fig. 10. Final crack.

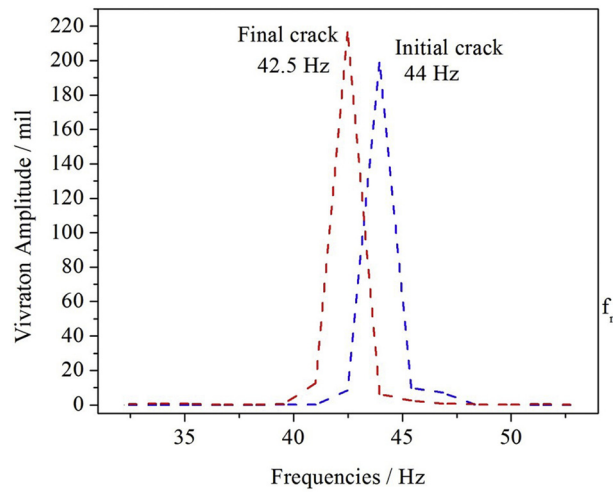


Fig. 11. Comparison initial and final natural frequency.

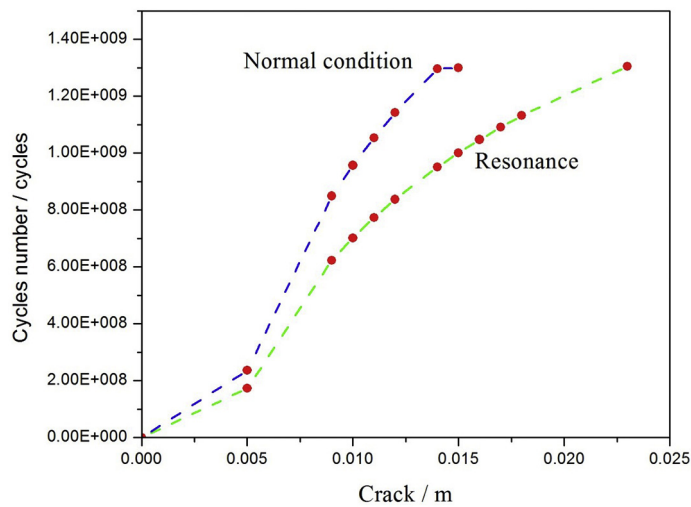


Fig. 12. Crack length vs. number of cycles.

started with 14.90 mm length, and at the final period time, the crack increases to 15.50 mm length, giving a propagation of 0.60 mm length; if test continued, as consequence is the imminent final fracture. After crack propagation, natural frequency changes by decreasing the stiffness, therefore the resonance conditions dissipate. Fig. 11 shown the natural frequency change. The crack

propagation occurs in a less number of cycles because under resonance conditions fatigue strength decreases. Fig. 12 shows the crack propagation and number of cycles of the blade under normal conditions of operation and under resonance conditions.

4. Conclusions

During vibration analysis was found that the blade with a crack located at 193 mm from the blade root had the highest displacement under resonance condition, so this cracked blades and a blade without crack were selected for the fatigue research. Blade fatigue strength decreases under resonance conditions since displacement amplitudes are greater than under normal design conditions. Blade vibrations amplitudes at resonance start cracking and spread crack until failure in less time. In order to guarantee the designed useful life of blades, turbine vibration amplitudes must be monitored for long periods, considering that if a crack appears, vibrating modes and amplitudes would change and it raises the chance to get into new resonance zones. Results in this research show that under resonance conditions, the blade natural frequencies decrease and displacement amplitudes increase with cracking, leading to crack grown in less number of cycles and causing a reduction of the blade useful life.

Acknowledgements

J.A. Rodríguez, expresses his gratitude to CONACYT for the project: Experimental and numerical study for evaluation of reliability and life estimation of turbine blades under resonance conditions [In Spanish] whit reference number: 156757.

References

- [1] J.S. Rao, Turbine Blade Life Estimation, 1st ed, Alpha Science International, New Delhi, 2001.
- [2] S. Barella, M. Bellogini, M. Boniardi, S. Cincera, Failure analysis of a steam turbine rotor, *Eng. Fail. Anal.* 18 (2011) 1511–1519.
- [3] V.N. Shlyannikov, R.R. Yarullin, A.P. Zakharov, Fatigue of steam turbine blades with damage on the leading edge, *Procedia Mater. Sci.* 3 (2014) 1792–1797.
- [4] E. Plesitschnig, P. Fritzl, N. Enzinger, C. Sommitsch, Fracture analysis of a low pressure steam turbine blade, *Case Stud. Eng. Fail. Anal.* 5–6 (2016) 39–50.
- [5] C. Liu, D. Jiang, J. Chen, J. Chen, Torsional vibration and fatigue evaluation in repairing the worm shafting of the steam turbine, *Eng. Fail. Anal.* 26 (2012) 1–11.
- [6] J. Yang, H.Z. Huang, L.P. He, S.P. Zhu, D. Wen, Risk evaluation in failure mode and affects analysis of aircraft turbine rotor blades using dampster-shafer evidence theory under uncertainly, *Eng. Fail. Anal.* 18 (2011) 2084–2089.
- [7] J. Kubiak, J.A. Rodríguez, J.A. Segura, J.C. Garcia, The effect of cracks in the steam turbine L-0 blades on their natural frequencies and their remaining life, *Proceeding of the Electric Power Conference*, 2007.
- [8] A. Shuklaa, S.P. Harsha, Vibration response analysis of last stage LP turbine blades for variable size of crack in root, *Proc. Technol.* 3 (2016) 232–239.
- [9] A.M. Al-Ghamd, D. Mba, A comparative experimental study on the use of acoustic emission and vibration analysis for bearing defect identification and estimation of defect size, *Mech. Syst. Signal Process.* 20 (7) (2006) 1537–1571.
- [10] L. Wang, H.-Y. Hsu, X. Li, C.J. Xian, Effects of frequency and acceleration amplitude on osteoblast mechanical vibration responses: a finite element study, *Biomed. Res. Int.* (2016) 1–16.
- [11] C.A. Poblano-Salas, J.D.O. Barceinas-Sanchez, J.C. Sanchez-Jimenez, Failure analysis of an AISI410 stainless steel arfoil in a steam turbine, *Eng. Fail. Anal.* 1 (12) (2011) 68–74.
- [12] A. Stodola, *Steam and Gas Turbine*, 1st ed, vol. 1, Peter Smith, New York, 1945.
- [13] O. Roth, M. Kübbeler, U. Rupp, H.J. Christ, C.P. Fritzen, Crack initiation and short crack growth in metastable austenitic stainless steel in the high cycle fatigue regime, *Proc. Eng.* 2 (2010) 941–948.
- [14] P. Hilbert, Maintenance optimization for power distribution systems, PhD Thesis, School of Electrical Engineering (EES), Electromagnetic Engineering, 2008.
- [15] Lee YLi, J. Pan, R. Hathaway, M. Barkey, *Fatigue Testing and Analysis: Theory and Practice*, 1st ed, Elsevier, 2005.
- [16] M. Zhang, D. Valentín, C. Valero, M. Egusquiza, E. Egusquiza, Failure investigation of a Kaplan turbine blade, *Eng. Fail. Anal.* 97 (2019) 690–700.
- [17] S.S. Rao, *Mechanical Vibrations*, 5th. ed., Prentice Hall, 2004.
- [18] Z. Mazur, R. Garcia-Illescas, J. Aguirre-Romano, N. Perez Rodriguez, Steam turbines blades failure analysis, *Eng. Fail. Anal.* 15 (1–2) (2008) 129–141.
- [19] J.A. Rodríguez, Experimentation and Simulation of Fractured Blades Last Stage of Steam Turbine, PhD Thesis Universidad Autónoma del Estado de Morelos, 2009 (In Spanish).
- [20] Y.J. Mariaca, I.A. Garcia, C.M. Clemente, J.A. Rodríguez, J.C. García, M. Acosta, New methodology for the analysis of mechanical system using scale models and similarity laws, *DYNA* 94 (1) (2019) 59–66.
- [21] J. Lee, F. Wu, W. Zhao, M. Ghaffari, L. Liao, D. Siegel, Prognostics and health management design for rotary machinery systems—reviews, methodology and applications, *Mech. Syst. Signal Process.* 42 (1–2) (2014) 314–334.
- [22] F.E. Hernandez, V.A. Uribe, Application of classic and advanced techniques of prosecution of bearing vibrations diagnostics: experimental analysis, *Mech. Eng.* 2007 (1) (2007) 71–82.
- [23] ASTM E466-96, Standard Practice for Conducting Force Controlled Constants Amplitude Axial Fatigue Test of Metallic Materials, Section 3.1.1, (2002).
- [24] M.E. Palomino, Vibration Analysis Course. The Measurement Analysis of Vibrations in the Rotating Machines Diagnosis. *Renovatec*, 1, 111, (2005) (In Spanish).
- [25] C. Mataix, *Thermal Turbomachinery: Steam Turbine, Gas Turbines, Turbochargers*, 3rd ed, Dossat, 1991, pp. 822–858.
- [26] W. Zhao, Y. Li, M. Xue, P. Wang, J. Jiang, Vibration analysis for failure detection in low pressure steam turbine blades in nuclear power plant, *Eng. Fail. Anal.* 84 (2018) 11–24.